

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mohamed Chérif Messaâdia de Souk-Ahras

Faculté des Sciences et de la Technologie



Mémoire de Magister

Spécialité : Génie Mécanique

Option : Maintenance des installations Industrielles

Thème :

**Etude et optimisation de la transformée en ondelettes pour la
détection des défauts dans les roulements**

Présenté par :

Mr. Djaballah Saïd

Soutenu le :

Devant le jury composé de :

Président	Dr.Guedri Abdelmoumen	MCA à l'Université de Souk-Ahras
Promoteur	Pr. Khelil Khaled	Professeur à l'Université de Souk-Ahras
Examineur	Pr. Merzoug Bachir	Professeur à l'Université d'Annaba
Examineur	Dr.Khadri Youcef	MCA à l'Université d'Annaba

Remerciements

Je remercie tout d'abord « Allah » qui m'a donné la force et le courage pour l'achèvement de ce travail.

Je tiens à remercier plus particulièrement mon directeur de thèse Monsieur Khelil Khaled, Professeur à l'Université de Souk-Ahras, pour m'avoir fait confiance et pour m'avoir guidé, encouragé, conseillé, et qui n'a pas cessé de m'aider durant toute la période de la réalisation de ce mémoire.

Je tiens à remercier également les membres du jury de me faire l'honneur de juger cette thèse :

*Monsieur Guedri Abdelmoumen, Maître de conférences à l'université de Souk-Ahras, pour avoir accepté de présider le jury.
Monsieur Merzoug Bachir, Professeur à l'Université d'Annaba,
Monsieur Khadri Youcef, Maître de conférences à l'université d'Annaba, d'avoir accepté de prendre ce travail en considération en tant qu'examineurs de ce jury. Pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour l'avoir enrichi de toutes leurs remarques.*

Pour terminer, je voudrais remercier tous ceux qui m'ont soutenu et aidé à réaliser ce travail, en particulier ma famille et mes amis.

Résumé :

Les roulements, considérés comme des composants cruciaux dans les machines tournantes, sont largement utilisés dans l'industrie. Ainsi, la surveillance de l'état des roulements est devenue une opération incontournable dans le cadre du déploiement d'une politique de maintenance préventive. Ce travail de mémoire, s'inscrit dans le cadre du diagnostic et la classification des défauts des roulements par l'analyse vibratoire des signaux issus des roulements défectueux en employant la transformée en paquets d'ondelettes (Wavelet Packet Transform : WPT) et les réseaux de neurones artificiels (RNA). La WPT est utilisée pour l'extraction des indicateurs des défauts en vue d'entraîner le classificateur neuronale. Le but principal est la détermination de l'ondelette engendrant les indicateurs les plus représentatifs de l'état des roulements pour une meilleure détection et classification des défauts. en employant le classificateur neuronal basé sur la WPT, les résultats de simulation obtenus ont montré, que l'ondelette *db6* avec une décomposition de niveau 3 est la mieux adaptée au diagnostic et à la classification des défauts de roulements avec un taux de classification dépassant 99%.

Mots clés : Maintenance conditionnelle, Diagnostic vibratoire, roulement, la transformée en ondelettes, réseaux de neurones.

المخلص:

الدحاريج، تعتبر من المكونات الأساسية في الآلات الدوارة، وتستخدم على نطاق واسع في الصناعة. و بالتالي ، مراقبة حالة الدحاريج أصبحت عملية أساسية في انتشار سياسة الصيانة الوقائية. العمل في هذه المذكرة ، يدخل في إطار تشخيص و تصنيف عيوب الدحاريج من خلال تحليل إشارات اهتزاز من الدحاريج المعيبة باستخدام تحويل حزمة الموجات WPT و شبكات العصبية الاصطناعية RNA. تستخدم WPT لاستخراج المؤشرات من العيوب بهدف تدريب المصنف العصبي .

الهدف الرئيسي هو تحديد الموجات التي تنشأ المؤشرات الأكثر تمثيلا لحالة الدحاريج لكي نحصل علي أفضل كشف وتصنيف للعيوب باستخدام المصنف العصبي استنادا إلى WPT، أظهرت نتائج المحاكاة التي تم الحصول عليها، أن الموجات *db6* مع مستوى التحلل 3 هو الأكثر ملاءمة لتشخيص وتصنيف العيوب الدحاريج مع معدل تصنيف يتجاوز 99 %.

الكلمات المفتاحية : الصيانة الشرطية , تشخيص الاهتزاز, المدرجة, التحويلات الموجية , الشبكات العصبونية

Abstract

Bearings are considered as fundamental components within the rotating machines. It is used in a wide range within the industrial field. Thus, its control became an essential matter especially with the spread of preventive maintenance policy. The recent study falls under the diagnosis and classification of bearings' defects through analyzing the vibration signals generated by those defective bearings, and by using both wavelet packet transformation and artificial neural networks. The wavelet packet transformation is used to extract the defects' indicators for the training of the neural classifier.

The ultimate aim is to determine wavelets that generate the most representative indicators for bearings status in order to get the best defects' diagnosis and classification by using the neural classifier based on wavelet packet transformation. The simulation results obtained showed that the wavelet *db6* with the level decomposition 3 is the most adapted for bearings defects diagnosis and classification with classification rate exceeds 99%.

Key words: Conditional maintenance, Vibratory diagnosis, bearing, Wavelet transform, neural network.

Table des Matières

Introduction générale	1
Chapitre I : Maintenance et analyse vibratoire	
I.1 Introduction	4
I.2 Notions sur la maintenance	4
I.2.1 Définition de la maintenance	4
I.2.2 Objectifs de la maintenance	4
I.2.3 Les différents types de maintenance	5
I.2.4 Les fonctions de la maintenance	6
I.2.5 Niveaux de maintenance	8
I.3 Généralité sur les signaux	8
I.3.1 Définition d'un signal	8
I.3.2 Classification des signaux	8
I.3.3 Types de signaux	9
I.3.3 .1 Signaux déterministes	9
I.3.3 .2 Signaux aléatoire	9
I.3.4 Paramétrage de l'échantillonnage	10
I.3.5 Résolution	10
I.3.6 Filtrage	11
I.3.6.1 Filtre passe-bas	11
I.3.6.2 Filtre passe-bande	11
I.3.6.3 Filtre passe-haut	11
I.4 Analyse vibratoire	11
I.4.1 Définition	12
I.4.2 Objectifs	12
I.4.3 Caractéristiques d'une vibration	12
I.4.3.1 Fréquence	12
I.4.3.2 Amplitude	13
I.4.4 Les différentes formes de vibrations	13
I.4.4.1 Vibrations Harmoniques	13
I.4.4.2 Vibration périodique	14
I.4.4.3 Vibration apériodique	14
I.4.5 Les grandeurs de mesure	14
I.4.5.1 Déplacement vibratoire	14
I.4.5.2 Vitesse vibratoire	14
I.4.5.3 Accélération vibratoire	15
I.4.6 Définitions	15
I.4.6.1 Définition d'une dégradation	15
I.4.6.2 Défauts et pannes	15
I.4.6.3 Définition de la défaillance	16
I.4.6.4 Cause de défaillance	16
I.4.7 Les différents niveaux d'analyse : surveillance, diagnostic et suivi	17
I.4.8 Les outils de l'analyse vibratoire	17
I.4.8.1 Chaîne et matériel d'acquisition	17
I.4.8.2 Capteurs de vibrations	18
I.4.8.3 Choix de l'emplacement de capteurs	20
I.5 Conclusion	21

Chapitre II : Détection des défauts des roulements par l'analyse vibratoire

II.1 Introduction.....	22
II.2 Défauts des machines tournantes	22
II.2.1 Balourd	22
II.2.2 Le désalignement	23
II.2.3 Défauts des engrenages	23
II.3 Les roulements et leurs avaries	24
II.3.1 Conception d'un roulement	24
II.3.2 Origine des défauts de roulement	25
II.3.3 Fréquences caractéristiques pour les défauts d'un roulement	26
II.3.4 Quelques défauts de roulement.....	27
II.3.4.1 Le grippage	27
II.3.4.2 La corrosion	28
II.3.4.3 Usure.....	28
II.3.4.4 La fissuration des bagues	28
II.3.4.5 L'écaillage	28
II.3.5 Détection d'un défaut dans les roulements	29
II.3.5.1 Les méthodes d'analyse	29
II.3.5.1.1 Les méthodes temporelles	29
II.3.5.1.2 Les méthodes fréquentielles	32
II.3.5.1.3 Les méthodes temps-échelles.....	34
II.4 Conclusion.....	36

Chapitre III : Transformées d'ondelettes et réseaux de neurones artificiels

III.1. Introduction	37
III.2. Transformée de Fourier	37
III.3. La transformée de Fourier à court terme.....	38
III.4. Transformée en ondelettes	40
III.4.1. Historique des ondelettes	40
III.4.2. Définition d'une ondelette	41
III.4.3. Propriété d'une ondelette mère	42
III.4.4. La famille d'ondelettes	42
III.4.4.1 Ondelette de Morlet	43
III.4.4.2 Ondelette chapeau mexicain	43
III.4.4.3 Ondelettes de Meyer	44
III.4.4.4 Ondelettes de Daubechies	44
III.4.4.5 Ondelettes des Symlets	45
III.4.4.6 Ondelettes des Coiflets	45
III.5 Principe La Transformée en ondelettes	46
III.6 Les types de la transformée en ondelette	49
III.6.1 La transformation en ondelette continue	49
III.6.2 La transformation en ondelette discrète	50
III.7 Analyse multirésolution	52
III.8 La transformée en paquet d'ondelettes.....	54
III.9 Problème du choix de l'ondelette mère	56
III.10 Application des ondelettes dans la détection des défauts mécaniques	56
III.11 Les Réseaux De Neurones	57
III.11.1 Historique.....	57
III.11.2 Présentation des réseaux de neurones	58
III.11.3 Fonctions de transfert	60

III.11.4 Les type de Réseaux de Neurones	61
III.11.4.1 Fonctions à bases radiales.....	61
III.11.4.2 Les réseaux non bouclés	62
III.11.4.3 Les réseaux bouclés.....	62
III.11.5 Algorithmes d'apprentissage	62
III.11.5.1 Apprentissage non supervisé	62
III.11.5.2 Apprentissage par renforcement	63
III.11.5.3 L'apprentissage supervisé (back propagation).....	63
III.12 Choix de langage MATLAB (version R2012a)	63
III.13 Conclusion	64

Chapitre IV : Diagnostic des défauts de roulements par classification neuronale et transformée en ondelettes

IV.1. Objectifs du travail.....	65
IV.2. Etude du système de roulement	65
IV. 2.1. Banc d'essai des roulements "Bearing Data Center"	65
IV. 2.2. Formation de la base de données.....	67
IV. 3 Méthodes d'analyse.....	68
IV. 3.1. Descripteurs temporels.....	68
IV. 3.2. Descripteurs fréquentiels	69
IV. 4. Diagnostic des défauts par l'analyse temporelle utilisant un classificateur basé sur les réseaux de neurons.....	72
IV. 4.1. Introduction.....	72
IV. 4.2. Configuration du réseau de neurones	73
IV. 4.3. Détection des défauts de roulements par l'analyse temporelle.....	74
IV.4.3.1. Performance de la classification.....	76
IV.5. Diagnostic des défauts par l'analyse temporelle et fréquentielle.....	77
IV.5.1. Performance de la classification.....	78
IV.6. Diagnostic des défauts par la transformée en ondelettes.....	79
IV.7. Transformée en paquets d'ondelettes.....	80
IV.7.1. L'extraction des indicateurs.....	82
IV.7.1.1. L'énergie.....	83
IV.7.1.2. Kurtosis.....	83
IV.7.2. Choix optimal de l'ondelette et du niveau de decomposition.....	84
IV.7.3 Réduction du vecteur des indicateurs.....	89
IV.7.4. Diagnostic des défauts par la transformée en paquets d'ondelettes.....	91
IV.8. Conclusion	93
Conclusion général.....	95
Références Bibliographiques	

Liste des figures

Figure I.1	Les différents types de maintenance.....	5
Figure I.2	fonctions de la maintenance.....	6
Figure I.3	Classification des signaux.....	9
Figure I.4	Types de signaux vibratoires.....	10
Figure I.5	Représentation des différentes amplitudes (vibration sinusoïdale).....	13
Figure I.6	Les grandeurs de mesure.....	15
Figure I.7	Module d'acquisition des données.....	17
Figure I.8	Schéma d'une chaîne de mesure à courant de Foucault.....	19
Figure I.9	schéma de vélocimétrie.....	19
Figure I.10	schéma de principe d'un accéléromètre.....	19
Figure I.11	Fixation du capteur sur palier.....	20
Figure I.12	choix direction pour la prise de mesure.....	20
Figure II.1	Défauts désalignement.....	23
Figure II.2	Piqûres.....	24
Figure II.3	Eléments de roulements.....	25
Figure II.4	Caractéristiques d'un roulement.....	26
Figure II.5	Grippage d'une bague.....	27
Figure II.6	Corrosion sur une piste de roulement.....	28
Figure II.7	Ecaillage par (a) fatigue et (b) superficiel de la bague interne.....	29
Figure II.8	Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur crête.....	31
Figure II.9	transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoids.....	33
Figure II.10	signal temporel d'un roulement non degrade.....	35
Figure II.11	signal temporel d'un roulement avec défaut.....	35
Figure III.1	Principe de la transformée de Fourier sur une fenêtre glissant (TFCT).....	39
Figure III.2	Comparatif des approches dans (a) l'analyse temporelle, (b) l'analyse de Fourier, (c) l'analyse de Gabor, (d) l'analyse en ondelette.....	40
Figure III.3	Ondelette de Morlet.....	43
Figure III.4	Ondelette chapeau mexicain.....	44
Figure III.5	Ondelettes de Meyer.....	44
Figure III.6	Ondelettes de Daubechies (dbN).....	45
Figure III.7	Les symlets : symN.....	45
Figure III.8	Les coiflets.....	46
Figure III.9	Ondelette de Morlet pour différentes échelles et positions.....	47
Figure III.10	Propriétés d'une ondelette mère, contractée et dilatée.....	48
Figure III.11	Échelle et fréquence.....	48
Figure III.12	Principe de la Transformée en Ondelette Continue.....	50
Figure III.13	Décomposition de signal en approximations et détails.....	52
Figure III.14	La reconstruction d'ondelette.....	53
Figure III.15	Le détail et l'approximation reconstruite.....	54
Figure III.16	Schéma de l'algorithme de décomposition en paquets d'ondelette d'un signal $s(t)$	55
Figure III.17	Arbre de décomposition en paquets d'ondelettes $j=3, p=0, \dots, 7$	55
Figure III.18	Organigramme d'un réseau de neurones.....	58
Figure III.19	Modèle d'un neurone artificiel.....	59
Figure III.20	Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel.....	60

Figure IV.1	Schéma du système expert.....	65
Figure IV.2	Banc d'essai de roulements.....	66
Figure IV.3	la position des capteurs.....	67
Figure IV.4	Signaux vibratoires de roulements sain et défectueux.....	67
Figure IV.5	Caractéristiques géométriques d'un roulement.....	70
Figure IV.6	Structure d'un réseau de neurones artificiel.....	72
Figure IV.7	Fonction log-Sigmoïde.....	73
Figure IV.8	structure du réseau de neurones [7 10 4].....	75
Figure IV.9	structure du réseau de neurones [7 10 4].....	76
Figure IV.10	Concept du réseau de neurones [10 10 4].....	77
Figure IV.11	Concept du réseau de neurones [10 10 10].....	78
Figure IV.12	Représentation en bancs de filtres de la DWT au niveau $N = 3$	80
Figure IV.13	Découpage en sous bandes fréquentielles d'un signal par la transformée en ondelettes dyadiques au niveau $N = 3$	80
Figure IV.14	Décomposition en paquets d'ondelettes discrètes (DWPT) au niveau $N = 3$	81
Figure IV.15	Découpage en sous bandes fréquentielles d'un signal par la transformée en paquets ondelettes dyadiques au niveau $N = 3$	81
Figure IV.16	L'analyse par la DWPT: procédure de décomposition à travers des filtres passébas et filtres passéhaut jusqu'au niveau de décomposition ³	82
Figure IV.17	Illustration des fonctions de densité de probabilité des signaux.....	84
Figure IV.18	Schéma de classification par RNA basé sur la DPWT avec un niveau de décomposition $j = 3$	86
Figure IV.19	Taux de classification avec les ondelettes "Daubechies".....	88
Figure IV.20	Taux de classification avec les ondelettes "Symlets".....	88
Figure IV.21	Taux de classification avec les ondelettes "Coiflets".....	88
Figure IV.22	Ondelette de Daubechies "db6".....	89
Figure IV.23	Arbre de décomposition par la DWPT au niveau 3.....	90
Figure IV.24	Energie de chaque sous-bande pour les quatre états du roulement.....	91
Figure IV.25	Kurtosis de chaque sous-bande pour les quatre états du roulement.....	91
Figure IV.26	Structure du classificateur RNA à 4 sorties.....	92
Figure IV.27	Structure du classificateur RNA à 10 sorties.....	93

Liste des tableaux

Tableau I.1	les quartés niveaux de maintenance selon NF X 60-010.....	8
Tableau III.1	Familles d'ondelettes.....	42
Tableau III.2	Les propriétés principales des ondelettes.....	43
Tableau III.3	Les applications de la transformée en ondelettes dans la détection des défauts de roulement (Type désigne le type d'ondelette).....	56
Tableau III.4	Fonctions de transfert $a = f(n)$	61
Tableau IV.1	Descripteurs temporels.....	69
Tableau IV.2	Caractéristiques du roulement et des fréquences des defaults.....	70
Tableau IV.3	fréquences Caractéristiques du roulement 6205-2RS JEM SKF.....	70
Tableau IV.4	codifiés en binaire à 4 sortie.....	74
Tableau IV.5	codifiés en binaire à 10 sortie.....	75
Tableau IV.6	Performances de la classification pour les indicateurs temporels.....	76
Tableau IV.7	Taux de classification avec les indicateurs temporels et fréquentiels.....	78
Tableau IV.8	Taux de classification pour différents types d'ondelette et différents niveaux de décomposition.....	87
Tableau IV.9	Taux de classification avec niveau de décomposition $N = 3$	89
Tableau IV.10	Les 8 sous-bandes et leurs bandes des fréquences.....	90
Tableau IV.11	Taux de classification avec les indicateurs basés sur l'ondelette db6.....	93

Introduction générale

L'objectif de la maintenance conditionnelle est de détecter les défaillances des machines tournantes avant qu'une panne critique ne se produise. Cette approche de maintenance présente beaucoup d'avantages, puisqu'elle évite le démontage de la machine afin de vérifier l'état de ses éléments. En outre, les chances de détection d'un défaut avant qu'il ne devienne critique, augmentent, évitant, ainsi, un maximum de pertes et de défaillances de la machine. Pour ces raisons, l'automatisation du diagnostic de défauts dans les procédés industriels a suscité l'intérêt de plusieurs chercheurs dans les dernières décennies.

Pratiquement, les roulements sont l'un des éléments les plus largement utilisés dans les machines tournantes, et son échec est l'une des principales causes de pannes dans ce genre de machines. Leur pouvoir de supporter des charges et leur fiabilité constituent des caractéristiques déterminantes dans la performance globale de la machine. Par conséquent, bien évidemment, le diagnostic des défauts des roulements a fait l'objet de plusieurs travaux de recherches. La plupart des recherches liées au diagnostic des défauts des roulements utilisent les signaux vibratoires, dû au fait qu'ils contiennent des informations précieuses sur les défauts [1, 2]. En outre, L'analyse vibratoire est considérée comme étant la méthode la plus commune et la plus fiable dans ce type d'analyse. Cependant, les ultrasons ont été également exploités de manière appropriée et précise dans la détection des défauts de roulement[3]. En se basant sur l'utilisation de ce type de signaux, les techniques de diagnostic des défauts de roulement peuvent être classées en trois approches: l'analyse temporelle basée sur des paramètres statistiques [4], l'analyse fréquentielle [5], et l'analyse temps-fréquence tels que la transformée en ondelettes (TO) [1, 6] et la Transformée Hilbert-Huang [7].

Le diagnostic par l'analyse temporelle est peu efficace lorsqu'elle est appliquée à des défauts naissants ou lorsque le système est exposé à de faibles charges, comme indiqué dans [8]. Par conséquent, l'utilisation de l'analyse temporelle seule pour extraire les caractéristiques n'est pas commune.

L'analyse spectrale est l'approche la plus classique pour la détection des défaillances dans les machines tournantes, et l'analyse d'enveloppe est la méthode la plus populaire de diagnostic des défauts de roulement. Dans un signal vibratoire complexe issu d'une machine industrielle, l'analyse d'enveloppe permet d'extraire des impacts périodiques comme ceux produits au cours de la détérioration d'un roulement [9]. Cependant, cet outil classique est sérieusement affecté par le bruit, surtout au stade précoce des défauts. Un autre outil habituellement utilisé pour examiner le domaine fréquentiel des signaux est la Décomposition en Modes empiriques

(EMD), permettant de décomposer un signal en différents modes ou IMF (Intrinsic Mode Function) [10].

La Transformée de Hilbert-Huang (THH) est une technique d'analyse temps-fréquence basée sur l'EMD. La THH offre une grande fiabilité, comme dans le cas de [11]. De même que la THH, la transformée en ondelettes (TO) est une méthode d'analyse temps-échelles adaptée aussi bien aux signaux stationnaires qu'aux signaux non-stationnaires. La TO, offrant une analyse multirésolution, est très appropriée au diagnostic de défauts [12]. Ainsi, la TO a été largement utilisé non seulement pour les roulements, mais aussi pour les machines tournantes [13], pour les engrenages [14], et pour les arbres [15].

Cependant, l'utilisation de la TO est un peu compliqué en raison des paramètres critiques qui doivent être choisies, telles que l'ondelette mère, l'ordre du filtre, et le niveau de décomposition. D'autre part, il y a peu de temps, la TO avait un autre inconvénient majeur: l'incapacité de décomposer les sous-bandes de haute fréquence à travers l'analyse multirésolution (MRA). La transformée en paquets d'ondelettes (Wavelet packet Transform: WPT) constitue une amélioration de la MRA [16], puisqu'elle permet la décomposition de toutes les sous-bandes de fréquences. Ainsi, les applications de la WPT sont en nette progression et, aujourd'hui, elle est très utilisée dans le traitement des signaux dans de nombreux domaines.

Les coefficients WPT peuvent être utilisés directement comme caractéristiques ou indicateurs, puisqu'ils contiennent des informations fiables sur les défauts [17]. Toutefois, d'autres informations relatives aux coefficients WPT peut être également utilisé comme indicateurs telle que l'énergie [18].

Dans une procédure de diagnostic, après extraction des caractéristiques, un système de classification intelligent s'impose. Plusieurs systèmes de classification intelligents ont été développés et utilisées pour la surveillance et le diagnostic, tels que les classificateurs flous, les algorithmes génétiques, les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Nous nous intéressons dans ce travail au diagnostic des défauts de roulement, en utilisant un système de classification intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) et la transformée en paquets d'ondelettes (WPT). Les coefficients de la WPT seront utilisés pour l'extraction des indicateurs, en l'occurrence l'énergie et le kurtosis, qui vont entraîner le réseau de neurones. Ainsi, l'objectif principal de notre travail est la détermination de l'ondelette engendrant les indicateurs les plus représentatifs de l'état des roulements pour une meilleure détection et un bon diagnostic des défauts.

Organisation du mémoire

L'ensemble du travail défini ci-dessus est reparti sur quatre chapitres :

- Le premier chapitre présente un aperçu sur les différentes approches de la maintenance industrielle. Vu l'importance du traitement de signal dans le domaine du diagnostic des machines tournantes, les notions de base du traitement de signal, les différents types de signaux, l'échantillonnage et le filtrage des signaux sont alors définis. Nous exposons, également dans ce chapitre, le système d'acquisition et d'enregistrement du signal vibratoire.
- Dans le second chapitre, tout d'abord, les différentes causes des défauts de roulement ainsi que leurs fréquences caractéristiques sont présentées. Ensuite, les principales méthodes d'analyse vibratoire employées dans la détection des défauts de roulement ainsi que les indicateurs utilisés sont exposés.
- Le Troisième chapitre est consacré à la présentation de la transformée de Fourier et de la transformée en ondelettes et leurs applications dans le diagnostic des défauts de roulement. En outre, le classificateur intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels est développé, ainsi que son utilité dans la classification des différents défauts de roulement.
- Le quatrième chapitre est dédié, d'une part, à la présentation du banc d'essai de "the Case Western Reserve University- Bearing Data Center" qui nous a permis d'avoir les bases de données utilisées dans notre travail, et d'autre part, à la validation du classificateur neuronal basé sur l'analyse temporelle, l'analyse spectrale et la transformée en paquets d'ondelettes. Nous présentons les résultats de ces trois classificateurs ainsi que la détermination de l'ondelette la plus appropriée au diagnostic des défauts de roulement.

Le mémoire est clôturé par une conclusion générale faisant ressortir les principaux résultats de cette étude.

Chapitre I

Maintenance et analyse vibratoire

I.1 Introduction:

Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations, images des efforts dynamiques engendrés par les pièces en mouvement. Ainsi, une machine neuve en excellent état de fonctionnement produit très peu de vibrations, d'abord nous avons montré en quoi la notion de maintenance est devenue aujourd'hui incontournable dans le monde industriel. Plus particulièrement, l'analyse vibratoire est l'un des outils les plus efficaces et les plus utilisés dans l'industrie. Sa pratique, ses traitements, ses ambitions pour la maintenance préventive conditionnelle sont abordées.

Dans ce chapitre, nous introduisons l'approche de maintenance, nous donnons les différents types de maintenance et des techniques de traitement du signal permettant d'extraire les informations concernant l'état de fonctionnement. Un rappel des principes de base de l'analyse vibratoire appliquée à la maintenance conditionnelle.

I.2 Notions sur la maintenance :

Avec le développement de l'industrie, les solutions de maintenir le bon fonctionnement des machines tournantes dans les usines sont aussi devenues indispensables, car le rendement de ces dernières est attaché à la bonne méthode de maintien et de maintenance.

I.2.1 Définition de la maintenance [19] :

Selon d'AFNOR X60 010 (Association Française de Normalisation), la maintenance est : « ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé » en lui ajoutant « au coût optimal ».

La définition de la maintenance fait donc apparaître quatre notions :

- Maintenir : qui suppose un suivi et une surveillance.
- Rétablir : qui sous-entend l'idée d'une correction de défaut.
- État : qui précise le niveau de compétences et les objectifs attendus de la maintenance.
- Coût optimal : qui conditionne l'ensemble des opérations dans un souci d'efficacité économique.

I.2.2 Objectifs de la maintenance :

Les principaux objectifs de la maintenance sont :

- Maintenir l'équipement dans un bon état de marche, dans les meilleures conditions de qualité, de délai et de prix de revient.
- Remplacer l'équipement à des périodes prédéterminées.
- Assurer à l'équipement des performances de haute qualité.
- Améliorer la sécurité du travail.
- Former le personnel dans les spécialités spécifiques à la maintenance.
- Conseiller la direction d'usine et la fabrication.
- Maintenir l'installation dans un état de propreté absolue.

I.2.3 Les différents types de maintenance :

Dans la définition de la maintenance, nous trouvons deux mots-clés : maintenir et rétablir. Le premier fait référence à une action préventive. Le deuxième fait référence à l'aspect correctif (voir figure I.1).

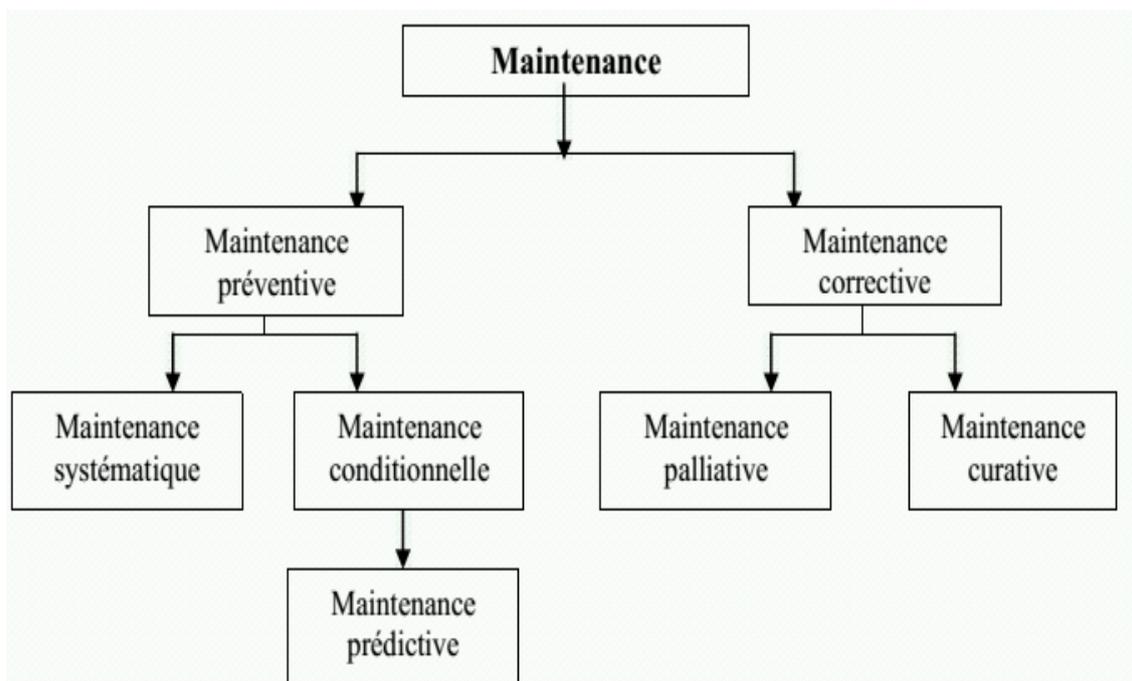


Figure I.1 Les différents types de maintenance

Selon AFNOR X60-010, La maintenance corrective est définie comme une maintenance effectuée après défaillance. Elle est caractérisée par son caractère aléatoire et requiert des ressources humaines compétentes et des ressources matérielles (pièces de rechange et outillage) disponibles sur place. La maintenance corrective débouche sur deux types d'intervention :

- le premier type est à caractère provisoire, ce qui caractérise la maintenance palliative.

- Le deuxième type est à caractère définitif, ce qui caractérise la maintenance curative.

Donc la maintenance corrective assure :

- une amélioration éventuelle (correction), visant à éviter la répétition de panne ou à minimiser ses effets sur le système (surveillance par analyse de vibrations).
- Une mise en mémoire de l'intervention permettra une amélioration ultérieure.

La maintenance préventive est définie quant à elle comme une maintenance effectuée dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou d'un service rendu.

La maintenance préventive systématique est une maintenance effectuée selon un échéancier établi selon le temps ou le nombre d'unités d'usage (AFNOR).

La maintenance préventive conditionnelle est une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé révélateur de l'état de dégradation du bien (AFNOR) [20].

I.2.4 Les fonctions de la maintenance:

Les fonctions de la maintenance sont représentées par la figure I.2

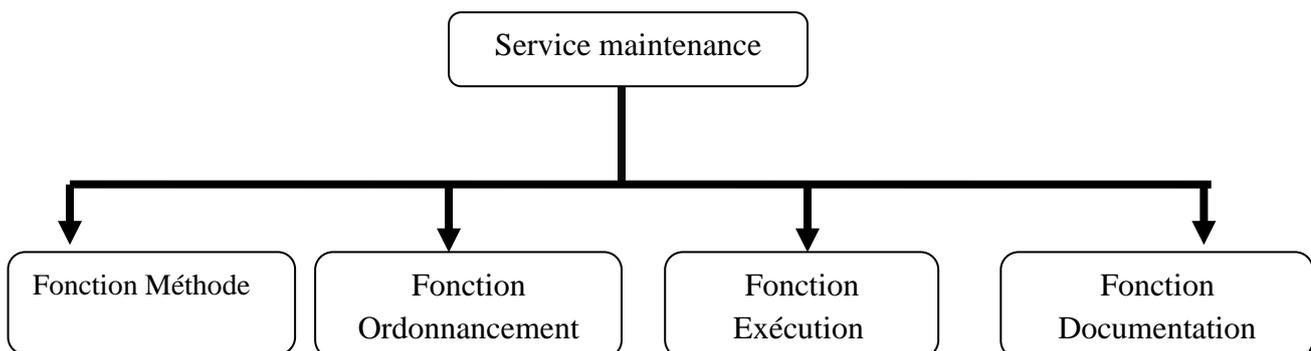


Figure I.2 fonctions de la maintenance

1) - La fonction Méthode :

C'est le cerveau du service maintenance, elle définit les méthodes, les techniques des moyens et les normes d'entretien.

a- Étude technique du matériel :

- détermination des pièces de rechange.
- Préparation des interventions : (outils à utiliser, gamme de travail, personnel qualifié, bon de sortie magasin).
- Élaboration de la documentation nécessaire.
- Proposition de modification en cas de pannes répétitives.
- Définir et choisir les procédures de la maintenance.
- Choisir les procédures d'essai.

- Étudier les procédures de déclenchement des interventions.
- Vérification des travaux effectués.

b - Étude économique :

- analyser les coûts de maintenance (CM).
- Analyser les coûts de défaillance (CD).
- Analyser les coûts de fonctionnement (CF).

2) - La fonction ordonnancement :

- Établir les plannings d'interventions.
- Répartir le personnel en fonction des travaux et des délais.
- Calcul de temps d'intervention.
- Suit l'avancement des travaux.

3) - La fonction exécution:

Les principales tâches sont :

- assurer l'installation des machines et des matériels (réception contrôle, mise en fonctionnement).
- Informer le personnel sur les équipements (consignes d'utilisation).
- Établir le diagnostic de défaillance du matériel.
- Gérer les stocks, pièces de rechange, outillages, appareils de contrôles.
- Gérer l'intervention de la maintenance.

4)- La fonction documentation :

Elle consiste à créer, organiser, animer, compléter et mettre à jour toute la documentation relative à la maintenance :

◆ ***la documentation technique :***

Résumant le fonctionnement des machines et leurs caractéristiques ainsi que les caractéristiques des pièces d'usine (cette documentation est fournie par le Constructeur)

◆ ***La documentation historique :***

Résumant les interventions effectuées sur les machines ainsi que leur durée.

◆ ***La documentation fournisseur :***

Résumant l'évolution des techniques.

◆ ***La documentation économique :***

Documentation des constructeurs qui porte ou contient les frais des machines et des pièces de rechange.

I.2.5 niveaux de maintenance :

La norme NF X 60-010 définit, à titre indicatif, quatre niveaux de maintenance illustrés par le tableau I.1

Tableau I.1 les quartés niveaux de maintenance selon NF X 60-010.

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Travaux	-réglages simples -pas de démontage ni ouverture	Opérations mineures de maintenance préventive	Identification et diagnostic de pannes	Travaux importants de maintenance corrective ou préventive
lieu	Sur place	Sur place	Sur place ou dans atelier de maintenance	Atelier spécialisé avec outillage général
personnel	Exploitant du bien	Technicien habilité	Technicien spécialisé	équipe avec encadrement technique spécialisée
exemple	Remise à zéro d'un automate après arrêt d'urgence	Changement d'un relais	Identification de l'élément défaillant	équipe avec encadrement technique spécialisée en service est soumise à qualification

I.3 Généralité sur les signaux:

I.3.1 Définition d'un signal :

Un signal est la représentation physique de l'information qu'il transporte de sa source à son destinataire. Il sert de vecteur à une information. Il constitue la manifestation physique d'une grandeur mesurable (courant, tension, force, température, pression, etc.). Les signaux sont des grandeurs électriques variant en fonction du temps $x(t)$ obtenues à l'aide de capteurs [21].

I.3.2 Classification des signaux :

Les signaux peuvent être classés selon leurs propriétés :

- signaux continus ou discrets.
- Signaux déterministes ou aléatoires.
- Signaux périodiques ou apériodique.

Comme illustré par la figure I.3 le signal peut être :

- signal à amplitude et temps continus (signal analogique)
- signal à amplitude discrète et temps continu (signal quantifié)
- signal à amplitude continue et temps discret (signal échantillonné)
- signal à amplitude discrète et temps discret (signal logique ou numérique)

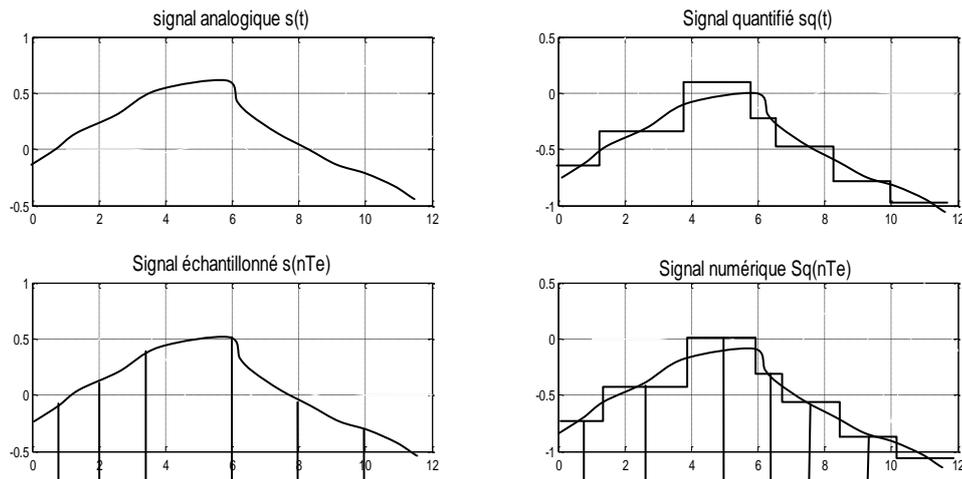


Figure I.3 Classification des signaux

I.3.3 Types de signaux:

I.3.3 .1 Signaux déterministes

Un signal est appelé déterministe s'il est possible de déterminer son amplitude pour tout instant « t ». Un tel signal peut être défini par une expression mathématique ou par un graphique. Les signaux déterministes sont déterminés par un ensemble de phénomènes physiques connus ou non, Ils peuvent être périodiques et non périodiques [22].

- a) **Périodiques** : un signal est dit périodique si les variations de son amplitude se reproduisent régulièrement au bout d'une période T constante.

$$\text{On a donc pour tout } x(t + T) = x(t) \quad t \in R \quad (\text{I. 1})$$

La fréquence d'un signal périodique est le nombre de périodes par seconde. Elle s'exprime en hertz (Hz). La fréquence en hertz est donc égale à l'inverse de la période exprimée en secondes : $f = 1/T$

- b) **Non périodiques** : un signal est dit non périodique s'il n'est pas périodique, mais, existe à tout instant « t ».

I.3.3 .2 Signaux aléatoires:

Les signaux aléatoires sont caractérisés par le fait qu'il n'est pas possible de prédire leur amplitude à un instant donné. Ils sont classés en deux types qui sont:

- a) **Stationnaires**: ce sont des signaux dont les caractéristiques statistiques sont indépendantes de l'origine du temps.
- b) **Non stationnaires**: ce sont des signaux qui ont les caractéristiques contraires à celles des Stationnaires [22].

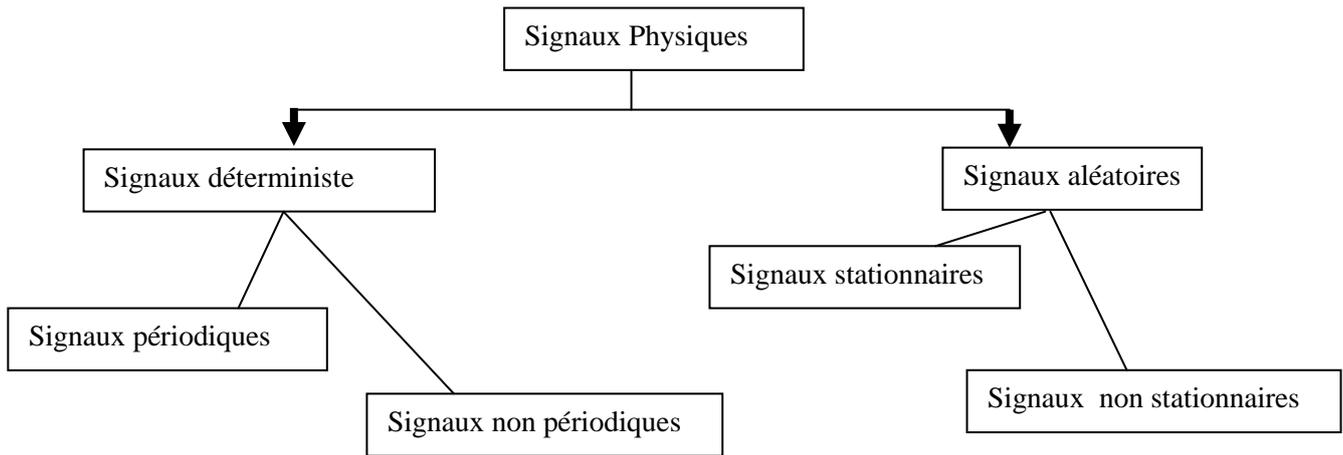


Figure I.4 Types de signaux vibratoires

I.3.4 Paramétrage de l'échantillonnage:

Un échantillon discret est l'ensemble des valeurs d'un signal continu prises aux instants $t_i = t_0 + i\Delta t_i$: étant un entier positif. La discrétisation d'un signal induit une perte d'information qui peut être préjudiciable au diagnostic. Cette perte d'information est liée au nombre de composantes des fréquences élevées qu'introduit le processus de discrétisation (théorème de Shannon).

L'application du théorème de Shannon permet d'éviter le recouvrement spectral mais pour cela il faut choisir : $f_e \geq 2.f_{max}$ [19]

f_{max} : Fréquence maximale du signal.

En pratique, la valeur couramment choisie pour la fréquence d'échantillonnage est:

$$f_e = 2.56f_{max} \text{ [19]}$$

Le temps d'acquisition T_{acq} qui correspond à la durée d'observation du signal est:

$$T_{acq} = N_e T_e = N_e / f_e = N_e / 2.56 f_{max} \quad (I.2)$$

N_e : Nombre de points enregistrés

T_e et f_e : Période et fréquence d'échantillonnage.

I.3.5 Résolution:

Pour réaliser de bonnes mesures, il est nécessaire de choisir une résolution appropriée dans la bande de fréquences de travail [23]. Une résolution est satisfaisante lorsqu'elle permet de dissocier des fréquences voisines. Elle dépend de la fréquence d'échantillonnage et du nombre de points N_e et du nombre de lignes de l'analyseur.

$$\Delta f = \frac{\text{fréquence pleine échelle}}{\text{nombre de lignes}} \quad (\text{I.3})$$

$$\text{nombre de lignes} = Ne/2.56$$

$$\text{Autrement dit } \Delta f = \frac{f_e}{Ne} = \frac{1}{Ne.T_e}$$

N_e : nombre de points enregistrés. T_e : période d'échantillonnage.

f_e : fréquence d'échantillonnage.

En général, pour séparer deux composantes dont l'espacement fréquentiel est de δf une résolution de $r = \delta f/4$ est nécessaire, Une mauvaise résolution peut engendrer un mauvais diagnostic notamment si les pics des fréquences sont proches.

I.3.6 Filtrage :

Le filtrage est une étape utile et importante dans la phase de conditionnement et traitement du signal, il permet de réduire la bande passante de celui-ci en choisissant une plage de fréquences bien définie, ceci repose sur la connaissance de la cinématique de la machine ainsi que la nature des défauts à diagnostiquer. Ceci a pour conséquence l'élimination des composantes de fréquences indésirable susceptibles de masquer certains phénomènes vibratoires qu'on veut surveiller.

Cette opération se réalise grâce à trois types de filtres.

I.3.6.1 Filtre passe-bas :

Ce type de filtre ne laisse passer que les composantes dont les fréquences sont en dessous d'une valeur donnée, il est utilisé pour éviter le repliement du spectre

I.3.6.2 Filtre passe-bande :

Ce filtre ne laisse passer que les composantes dont les fréquences sont situées dans une bande de fréquence définie, alors que les autres composantes sont rejetées

I.3.6.3 Filtre passe-haut :

Le filtre passe-haut ne laisse passer que les composantes dont les fréquences se situées dessus d'une fréquence donnée

I.4 Analyse vibratoire :

Toutes les machines possédant des composants en mouvement génèrent un certain niveau de vibration. Ainsi, une machine neuve en excellent état de fonctionnement produit très peu de vibrations. Aujourd'hui, l'emploi des technologies intégrant les méthodes avancées du signal occupe une place privilégiée pour faire un diagnostic d'un équipement

mécanique. Ces caractéristiques font de la surveillance par analyse vibratoire un outil indispensable pour une maintenance moderne, puisqu'elle permet d'améliorer la disponibilité et la sécurité, par détection précoce et le suivi de la dégradation des éléments critiques, et ainsi de localiser l'organe défectueux sans démontage de la machine.

I.4.1 Définition:

la norme ISO 2041 « Vibrations et chocs - Vocabulaire (Août 1990) » définit la notion de vibration : Variation avec le temps de l'intensité d'une grandeur caractéristique du mouvement ou de la position d'un système mécanique, lorsque l'intensité est alternativement plus grande et plus petite qu'une certaine valeur moyenne ou de référence. En fait, un système mécanique est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement oscillatoire autour d'une position d'équilibre ou de référence. Une vibration est caractérisée principalement par sa fréquence, son amplitude et sa nature.

I.4.2 Objectifs:

L'analyse vibratoire poursuit deux objectifs:

- la détection des défauts
- l'analyse détaillée des défauts.

On utilise à cet effet des paramètres calculés:

- soit dans le domaine temporel
- soit dans le domaine fréquentiel
- soit dans les deux à la fois

I.4.3 Caractéristiques d'une vibration:

I.4.3.1 Fréquence :

Définition :

La fréquence est le nombre de fois qu'un phénomène se répète en un temps donné. Lorsque l'unité de temps choisie est la seconde, la fréquence s'exprime en hertz [Hz]. 1 hertz = 1 cycle/seconde. Une vibration qui se produira 10 fois par seconde aura donc une fréquence f de 10 hertz.

Si la fréquence f d'un phénomène est de 50 hertz, c'est-à-dire 50 cycles par seconde, la durée d'un cycle (ou période T) est de $1/50$ ^{ème} de seconde. La fréquence f est l'inverse de la période T : $f = 1/T$.

Unités :

Si l'unité normalisée de la fréquence est l'hertz [Hz], on rencontre parfois des valeurs exprimées en CPM (cycle par minute) ou RPM (rotation par minute). D'où:

$$1 \text{ hertz} = 1 \text{ CPM}/60 = 1 \text{ RPM}/60$$

Il est intéressant parfois d'exprimer des phénomènes liés à la rotation en multiple ou ordre de la fréquence de rotation.

I.4.3.2 Amplitude :

On appelle amplitude d'une onde vibratoire la valeur de ses écarts par rapport au point d'équilibre et on peut définir :

- l'amplitude maximale par rapport au point d'équilibre appelé amplitude crête (A_c) ou niveau crête;
- l'amplitude double, aussi appelée l'amplitude crête à crête (A_{cc}) (peak to peak, en anglais) ou niveau crête-crête ;
- l'amplitude efficace (A_{eff}), aussi appelée RMS (Root Mean Square, en anglais) ou niveau efficace :

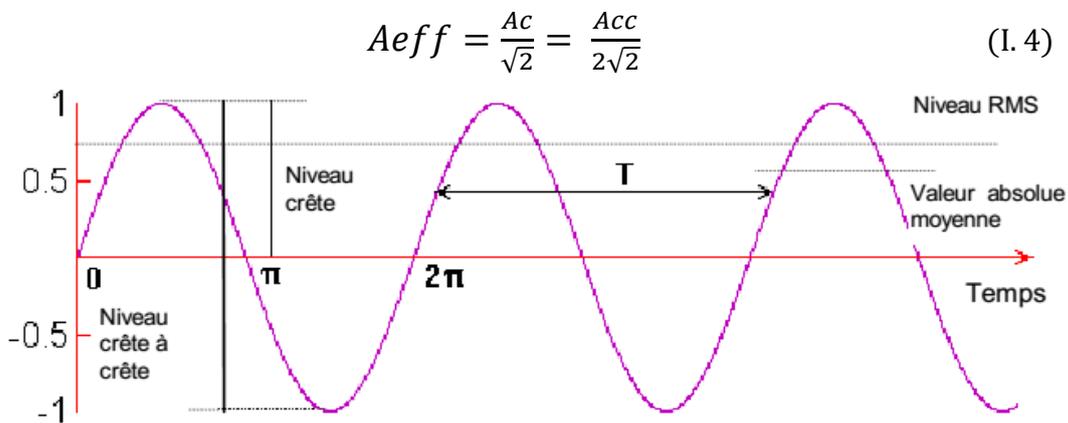


Figure I.5 Représentation des différentes amplitudes (vibration sinusoïdale).

I.4.4 Les différentes formes de vibrations:

On classe généralement les vibrations d'après l'évolution de la variable considérée dans le temps (périodicité), comme suite :

- Harmoniques.
- Périodiques non harmoniques.
- Apériodiques.

I.4.4.1 Vibrations Harmoniques:

Une vibration harmonique est une vibration dont le diagramme amplitude-temps est représenté par une sinusoïde. Le meilleur exemple d'une vibration harmonique celui généré par le balourd d'un rotor en mouvement.

L'équation de mouvement de ce type de vibration est donnée par la formule

$$X(t) = X_0 \cdot \sin(\omega t + \varphi) \quad (I.5)$$

Avec :

$\omega = 2\pi f$ (rad/sec) : la pulsation (f : la fréquence du mouvement).

φ : la phase du mouvement par rapport à un repère dans le temps.

I.4.4.2 Vibration périodique :

Une vibration périodique est telle qu'elle se reproduit exactement après un certain temps appelé période. Selon Fourier, ce signal peut être représenté par une somme de signaux harmoniques de différentes amplitudes maximales (constantes) mais dont les pulsations sont multiples d'une pulsation dite fondamentale. Elle est décrite par l'équation:

$$A(t) = \sum A_i \cdot \sin(\omega_i t + \varphi_i) \quad (I.6)$$

I.4.4.3 Vibration apériodique :

Leurs caractéristiques d'amplitude et de fréquence changent continuellement en du temps, ils sont le plus délicat à analyser et leur étude nécessite généralement un enregistrement sur bande magnétique ou mémoire numérique qui permettra par une répétition périodique, de les assimiler à un signal stationnaire.

I.4.5 Les grandeurs de mesure :

Comme tout mouvement, une vibration peut être étudiée selon trois grandeurs, il s'agit du déplacement, la vitesse et l'accélération.

I.4.5.1 Déplacement vibratoire :

Dans le cas d'une vibration périodique dont la forme d'onde est du type $v(t) = V_{max} \sin(\omega t)$, et prenant pour variable caractéristique le déplacement x par rapport à la position d'équilibre, la forme d'onde devient : $x(t) = X_{max} \sin(\omega t)$ ou encore $x(t) = X_{max} \sin(2\pi f t)$, Le déplacement s'exprime en m, ou plus couramment en mm, ou en μm .

I.4.5.2 Vitesse vibratoire:

vitesse (v) qui caractérise l'accroissement de position par unité de temps se décrit par la dérivée du déplacement $v = \frac{dx}{dt}$ ce qui donne la fonction de vitesse suivante :

$v(t) = \omega X_{max} \cos(\omega t) = V_{max} \sin(\omega t + \pi/2)$, Cette équation montre que la vitesse est en avance. De phase de 90° sur le déplacement. La vitesse s'exprime en m/s ou mm/s

I.4.5.3 Accélération vibratoire :

L'accélération qui caractérise l'accroissement de vitesse par unité de temps se décrit par la dérivée de la vitesse ou la double dérivée du déplacement $\alpha = dv/dt = d^2x/d^2t$

ce qui donne la fonction d'accélération suivante

$\alpha(t) = -\omega^2 X_{max} \sin(\omega t) = A_{max} \sin(\omega t + \pi)$, Cette équation montre que l'accélération est en avance de phase de 180° sur le déplacement et donc de 90° sur la vitesse. L'accélération s'exprime en m/s^2 ou en g ($1g=9.81 m/s^2$) [24].

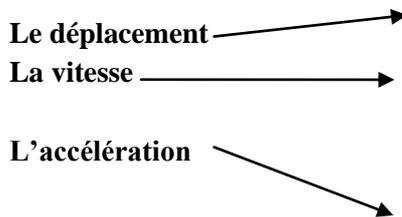


Figure I.6 Les grandeurs de mesure

I.4.6 Définitions:

I.4.6.1 Définition d'une dégradation:

Une dégradation représente une perte de performances d'une des fonctions assurées par un équipement [25] :

- une perte de performances d'une des fonctions assurées par l'ensemble (si les performances sont au-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles, il n'y a plus de dégradation mais défaillance) ;
- un sous-ensemble lui-même dégradé voire défaillant (sans conséquences fonctionnelles sur l'ensemble).

I.4.6.2 Défauts et pannes :

La diversité des activités des diagnostics industrielles conduit très souvent à utiliser, sans trop les préciser, les termes des pannes et de défaut. Bien que les différences entre

les concepts de défaillances, pannes et défauts soient souvent très subtiles et quelquefois subjectives.

La panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Il est clair que dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à accomplir sa fonction, on déclarera le dispositif en panne. Par conséquent, une panne résulte toujours d'une défaillance.

I.4.6.3 Définition de la défaillance :

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques. Les défaillances peuvent être classées selon différents critères [26].

- *Défaillance progressive ou soudaine*, selon la rapidité de leur manifestation
- *Défaillance partielle ou complète ou intermédiaire*, selon l'amplitude (la fonction est dégradée ou absente).
- *Défaillance précoce*, à taux constant ou d'usure, selon le moment d'apparition dans le cycle de vie du matériel.
- *Défaillance mineure, significative, critique ou catastrophique*, selon leur effet sur le système, l'environnement et l'homme.
- *Défaillance première, seconde et de commande*, selon les causes des défaillances.

I.4.6.4 Cause de défaillance :

La norme AFNOR NF X60010, définit la cause de défaillance par « les circonstances liées à la conception, la fabrication ou l'emploi et qui ont entraîné la défaillance ».

Cette définition est fondamentale en diagnostic industriel, n'oublions jamais qu'une bonne politique de maintenance passe obligatoirement par une maîtrise parfaite des mécanismes de ruine liés à la conception, à la construction et à l'exploitation des matériels.

Bien évidemment détecter une défaillance est capital pour éviter une éventuelle perte de la fonction d'un processus industriel, mais il est encore plus important de connaître et de prévenir à temps manière précoce une défaillance en suivant l'évolution d'une dégradation d'un élément matériel (Pour surmonter la difficulté de la maîtrise des mécanismes de ruine).

I.4.7 Les différents niveaux d'analyse : surveillance, diagnostic et suivi

On distingue trois niveaux d'analyse : la surveillance, le diagnostic et le suivi [27].

La surveillance consiste à surveiller l'état de fonctionnement général des équipements à travers des indicateurs le plus souvent globaux qui sont comparés à intervalles de temps réguliers. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine, il est nécessaire soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue soit d'employer le deuxième niveau d'analyse, le diagnostic. Ce dernier nécessite des techniques de traitement du signal permettant d'extraire les informations concernant l'état de fonctionnement. De nombreuses études s'intéressent à ce niveau d'analyse et les techniques de diagnostic sont de plus en plus nombreuses et de plus en plus pointues. Il est à noter que ce niveau est parfois confondu avec le premier niveau, notamment à travers les réseaux de neurones. Le diagnostic permet donc d'isoler le défaut, de le localiser et de le caractériser. Cette détection et cette localisation vont permettre le suivi dans le temps de l'évolution de la sévérité de la défaillance. Cet état de suivi constitue le niveau le plus élevé dans l'analyse vibratoire et son objectif est la qualification, la quantification et la prédiction en termes de fiabilité.

I.4.8 Les outils de l'analyse vibratoire:

I.4.8.1 Chaîne et matérielle d'acquisition:

Une chaîne d'acquisition recueille les informations nécessaires à la connaissance et au contrôle d'un procédé, elle délivre ces informations sous une forme appropriée à leur exploitation.

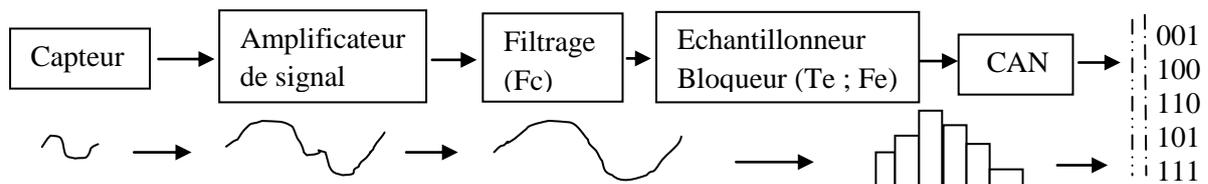


Figure I.7 Module d'acquisition des données.

La chaîne de mesure est constituée, en particulier, de blocs ou d'éléments derrière le capteur destiné à traiter le signal délivré par les capteurs. En sortie de la chaîne, le signal est traité pour aboutir à sa mesure. Une chaîne de mesure doit pouvoir assurer au moyen de dispositifs appropriés les fonctions suivantes:

- l'extraction de l'information concernant chacune des grandeurs physiques à connaître et la traduction en signal électrique au moyen du capteur et de conditionneur

- Le traitement du signal afin d'éviter la dégradation du signal par le bruit et les parasites: amplification, filtrage.
- La conversion du signal sous forme numérique adaptée au calculateur chargé de l'exploiter, au moyen de l'échantillonneur bloqueur et du convertisseur analogique numérique [28].

I.4.8.2 Capteurs de vibrations:

Les capteurs de vibration ont pour but de transformer une vibration mécanique en un signal électrique. Plusieurs types de capteurs sont utilisés pour apprécier les mouvements mécaniques :

Les capteurs utilisant ces principes

- Les capteurs actifs ne nécessitent pas d'alimentation.
- Les capteurs passifs ne fonctionneraient pas sans source d'énergie auxiliaire.

Selon la gamme des fréquences étudiées, un capteur doit mesurer soit le déplacement, la vitesse, ou l'accélération. Ces trois grandeurs peuvent être appréhendées par des systèmes différents les uns des autres et on distingue trois principes plus particulièrement utilisés:

- ◆ Déplacement : principe des courants de Foucault.
- ◆ Vitesse : principe électrodynamique.
- ◆ Accélération : principe piézo-électrique.

a) Capteur de déplacement:

Les capteurs de déplacement où proximitres sont des capteurs sans contacts, il est généralement fixé sur le carter du palier et mesure la distance entre l'extrémité du capteur et la surface de l'arbre, aujourd'hui la proximètre est plus utilisée pour la surveillance de machines est un capteur inductif à courants de Foucault, qui mesure le déplacement d'après le principe de courant de Foucault est constitué d'une bobine et d'un câble de raccordement conformément à la figure I.8 :

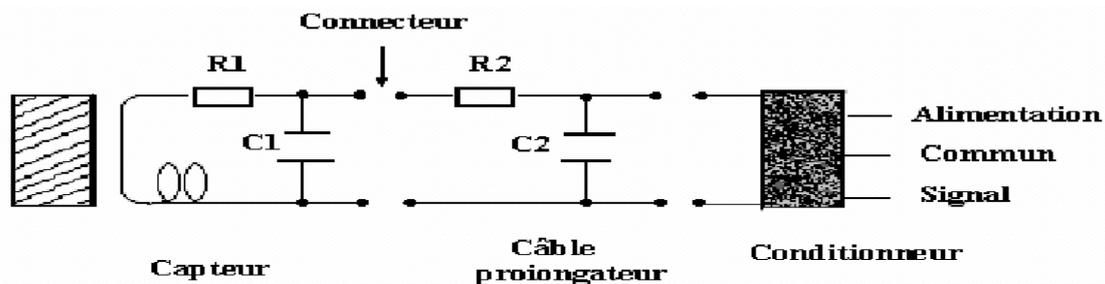


Figure I.8 Schéma d'une chaîne de mesure à courant de Foucault

Plage de réponse de fréquence allant de 0 à 10 000 Hz.

b) Capteurs de vitesse:

- 1 : enveloppe externe
- 2 : bobine.
- 3 : amortisseur.
- 4 : masse.
- 5 : ressort.
- 6 : aimant permanent.

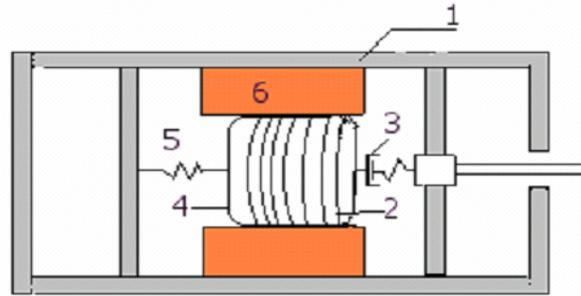


Figure I.9 schéma de vélocimétrie

Les capteurs de vitesse, ou vélocimètres sont des capteurs électrodynamiques. Les vélocimètres les plus courants sont constitués d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort et solidaire d'une bobine qui se déplace dans un champ magnétique permanent créé par un barreau aimanté (figure I.9) la vibration du palier sur lequel est fixé le capteur, génère une tension proportionnelle à la vitesse de mouvement de la bobine.

- plage de fréquence limitée à la bande 10 – 1 000 Hz environ .

c) Capteurs d'accélération (accéléromètres) :

Les accéléromètres piézo-électriques tendent à devenir les capteurs de vibration absolue les plus utilisés pour la surveillance des machines tournantes, leur principe de fonctionnement repose sur la propriété des matériaux piézo-électriques, à savoir générer une charge électrique proportionnelle à la contrainte de compression ou de cisaillement que les matériaux subissent.

Fonctionnement: Les éléments actifs de ce type de capteur (figure I.10) sont des disques de cristal piézo-électrique présentant la propriété de transformer une sollicitation mécanique (pression ou cisaillement) en charge électrique.

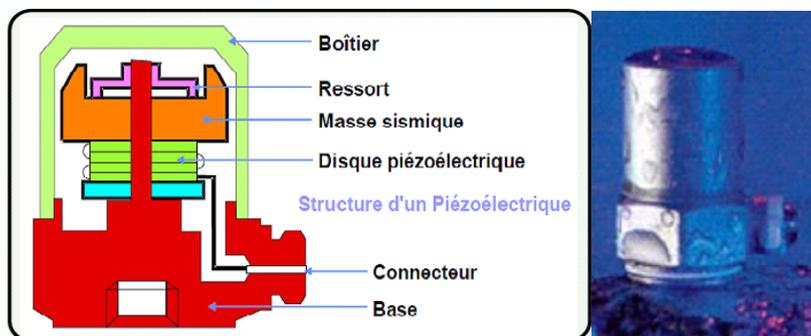


Figure I.10 schéma de principe d'un accéléromètre

Lorsque le capteur est soumis à une vibration, la masse exerce une pression alternative sur les disques qui, grâce à leur effet piézo-électrique, créent une vibration de charge électrique proportionnelle à la force appliquée et donc à l'accélération de la masse.

- La plage de fréquence utilisable linéairement est égale à environ 0 à 13000Hz .

I.4.8.3 Choix de l'emplacement de capteurs :

Dans le cas des machines tournantes, les principales mesures seront effectuées le plus souvent au droit des paliers qui sont les parties fixes les plus directement en relation avec les efforts appliqués à la partie mobile (figure I .11) Ces efforts sont de deux types :

Efforts tournants : ce sont les efforts liés à la rotation de l'arbre, générés par exemple par un balourd ou un désalignement et dont les amplitudes seront plus grandes dans le cas d'une mesure effectuée dans un plan radial ;

Efforts directionnels : ce sont des efforts liés à une contrainte de l'arbre, générés par exemple par la tension d'une courroie (effort directionnel radial) ou un par le contact d'un engrenage conique (effort directionnel axial).

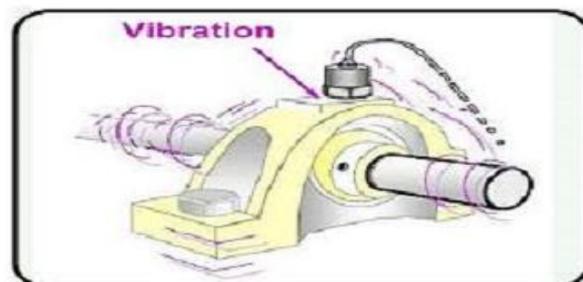


Figure I.11 Fixation du capteur sur palier

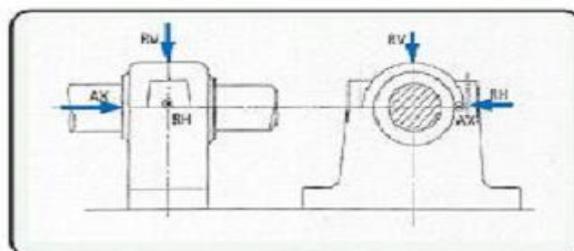


Figure I.12 choix directement pour la prise de mesure

I.5 Conclusion :

L'analyse vibratoire est aujourd'hui un outil performant dans un monde industrie recherchant un maximum de productivité. Elle est la méthode la plus puissante pour évite les pannes mécanique des défauts mécanique et les détecte de manier plus précise. L'analyse vibratoire offre trois principaux niveaux d'analyse : la surveillance, le diagnostic et le suivi de l'endommagement. De nombreux travaux de recherches se développent encore aujourd'hui autour de nouvelles techniques d'analyse vibratoire. Elles reposent souvent sur des méthodes de traitement avancées du signal. Ces techniques se sont également améliorées grâce à la connaissance du système mécanique en terme vibratoire. Cette remarque nous amène au chapitre suivant qui propose application l'analyse vibratoire sur l'un des composants les plus importants des machines tournantes, les roulements.

Chapitre II

Détection des défauts des roulements par l'analyse vibratoire

II.1 Introduction :

Actuellement, le développement d'un pays dans le domaine industriel est lié directement à la sauvegarde du taux et du rythme de fabrication, de création, et d'exportation dans les hautes classes ; ce qui exige le choix d'une bonne procédure, de garder et de maintenir les machines industrielles en bonne santé de fonctionnement pour minimiser les coûts de maintenance et maximiser la durée de fonctionnement et donc économiser beaucoup de temps et d'argent concernant leur maintenance. Pour cela, la connaissance des organes mécaniques et leurs défauts aident à atteindre ce but [29].

Dans ce chapitre, nous allons introduire les différents défauts des machines tournantes. En plus, nous donnerons un aperçu général sur les défauts qui se présentent sur des roulements et ses causes. Nous donnons aussi les techniques les plus utilisées dans l'analyse des signaux vibratoire qui appliqués à un signal temporel puis traité afin d'aider à l'analyse des vibrations. En particulier celles que nous avons utilisées dans notre travail.

II.2 Défauts des machines tournantes :

Il n'y a pas de bon diagnostic sans une bonne connaissance des défauts. C'est pourquoi, la première démarche d'une action de surveillance est de rechercher quels sont les incidents les plus fréquents sur les machines et comment ils se manifestent (qu'elle est leur signature). Comme son nom l'indique, l'analyse vibratoire utilise les vibrations émises par une machine. Ces vibrations permettent de détecter :

- ✓ L'importance du balourd ;
- ✓ L'importance du désalignement ;
- ✓ Les défauts de roulement ;
- ✓ Les défauts d'engrenages ;

II.2.1 Balourd :

Le balourd est la cause de vibrations la plus commun et la plus fréquemment rencontrée. Le balourd est un déséquilibre massique autour de l'axe de rotation qui provient généralement du défaut d'usinage, d'assemblage et de l'échauffement dissymétrique du rotor lors du fonctionnement, il est connu de certains automobilistes qui demandent un équilibrage après le changement des pneumatiques pour s'affranchir de l'éventuelle gêne qu'il occasionnerait.

On ne peut réaliser la concentricité parfaite d'un rotor. De cet état imparfait de la concentricité, en rotation, il en résulte des forces centrifuges F qui déforment le rotor et engendrent des déséquilibres. Par l'expression suivante on détermine la force centrifuge [30] :

$$F = mrw^2 \quad (\text{II.1})$$

Où m représente la masse qui balourd, r le rayon du rotor et w la vitesse de rotation de l'arbre

II.2.2 Le désalignement :

Le défaut d'alignement est l'une des principales causes de réduction de la durée de vie des équipements, il concerne soit deux arbres liés par un accouplement, soit deux paliers soutenant le même axe. L'arbre moteur et l'arbre récepteur d'une machine ne sont pas parfaitement alignés.

L'objectif du lignage de deux machines est de faire en sorte que les axes des deux lignes d'arbres soient parallèles et confondus. Deux types de défauts de lignage sont donc rencontrés :

- a) **Désalignement angulaire** : il se produit quand l'axe de rotation de deux machines a un angle différent. Le désalignement angulaire se caractérise par une vibration axiale élevée.
- b) **Désalignement axial** : il se produit quand les axes de rotation des deux machines ont le même angle d'orientation. Mais ils sont séparés verticalement, chacun de l'autre.

Le désalignement axial (parallèle) se caractérise par une vibration radiale élevée [29].

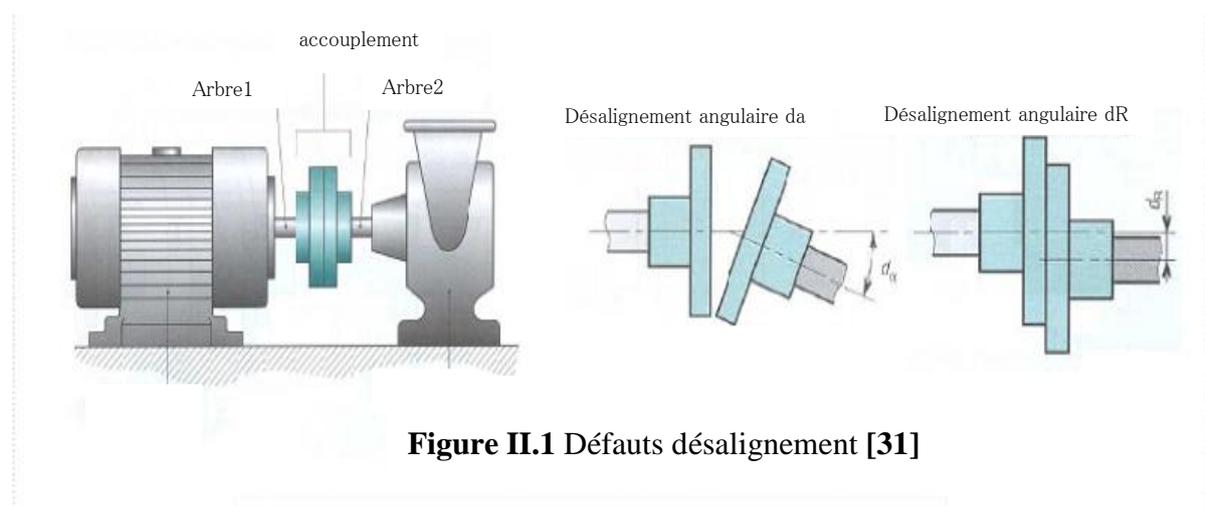


Figure II.1 Défauts désalignement [31]

II.2.3 Défauts des engrenages :

Nous pouvons utiliser les engrenages pour transmettre le mouvement et la puissance mécanique entre deux arbres parallèles ou non parallèles, concourants ou non concourants et

Perpendiculaires ou non perpendiculaires [32]. Ces défauts sont liés aux dégradations de la denture (denture cassée ou abimée, usure uniforme ou non, les piqûres (pitting) localisé ou réparti, mauvais centrage). On peut observer aussi la corrosion de contact (fretting) qui se traduit par un enlèvement de métal lorsque l'engrenage est lubrifié et que les efforts sont importants.



Figure II.2 Piqûres [32].

II.3 Les roulements et leurs avaries :

Des roulements, il y en a partout... des pédales de vélos, les compresseurs ou les roues de véhicules...etc. Un très grand nombre de systèmes en rotation en sont équipés. Et dans l'industrie, ce sont des composants stratégiques des machines tournantes : situés entre les parties fixes et les parties mobiles de la structure, ils assurent la transmission des efforts et la rotation de l'arbre.

Pour éviter des arrêts de production imprévus et coûteux, il faut alors surveiller en permanence l'état des roulements, et "traquer" tous les signes précurseurs des défauts: un bruit inhabituel, des vibrations anormales, une élévation de température,...etc [33].

II.3.1 Conception d'un roulement :

La performance des roulements est directement liée à la qualité du matériau utilisé en particulier sa propreté (qualité). En effet les concentrations de contraintes liées à la géométrie du contact sont considérablement amplifiées par la présence de défauts de type inclusions non métalliques dans la zone mécaniquement sollicitée (zone de charge). On verra ainsi dans la suite que la durée de vie du roulement est totalement dépendante de la nature, la répartition et la forme de ces inclusions. Il est donc absolument indispensable de sélectionner soigneusement les fournisseurs qui fabriquent des roulements de qualité.

Quel que soit le type, un roulement est constitué (composé) de quatre éléments fondamentaux, et qui sont les suivants [34] :

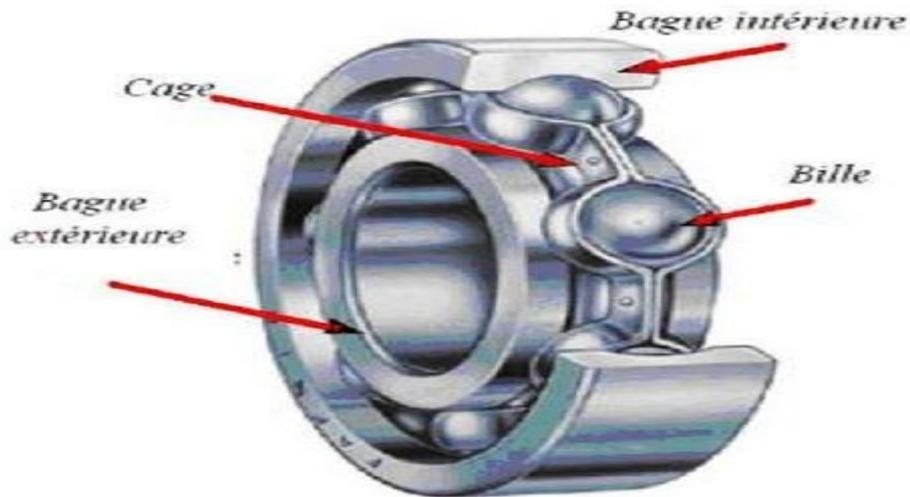


Figure II.3 Eléments de roulements

La bague extérieure : C'est l'élément qui limite les dimensions extérieures du roulement, elle sera montée dans un logement fixe (bague extérieure fixe) ou dans un moyeu tourne (bague extérieure tournante).

La bague intérieure : Elle est montée sur un arbre fixe ou mobile. C'est-à-dire, elle est fixe si la bague extérieure est mobile, et le contraire.

Les éléments roulants : Il s'agit des billes, rouleaux et des aiguilles. Ce sont les éléments des roulements qui assurent la transmission de la charge entre les deux bagues du roulement, ils sont responsables de la rotation relative d'une bague par rapport à l'autre.

La cage : Elle a pour rôle de maintenir le même écartement entre les éléments roulants, à fin de préserver la même zone de charge du roulement, elle ne supporte aucune charge.

II.3.2 Origine des défauts de roulement :

1. **Mauvaise lubrification:** Le mauvais choix d'un lubrifiant où des quantités inadaptées de lubrifiant causent environ **36%** des avaries de roulements. Une mauvaise lubrification réduite d'une manière significative la durée de vie d'un roulement et comme, bien souvent, un roulement est un composant mécanique difficile d'accès, cela engendre des arrêts de maintenance longs et donc coûteux.
2. **Pollution:** Un roulement est un composant mécanique de précision. Son bon fonctionnement risque d'être gravement compromis par la contamination des chemins de roulement et/ou du lubrifiant par des corps étrangers. On estime ainsi que **14%** des défaillances de roulements sont dues à ce phénomène.
3. **Mauvais montage :** Environ **16%** des avaries de roulements sont dues à un mauvais montage ou à l'utilisation d'outils inadaptés.

4. **Fatigue**: Les machines ne fonctionnent pas toujours dans des conditions optimales, loin s'en faut. Surcharges, entretiens insuffisants ou inadaptés sont responsables d'environ **34%** des défaillances de roulements. Un roulement qui fonctionne dans des conditions de surcharge.

II.3.3 Fréquences caractéristiques pour les défauts d'un roulement :

Les défauts que l'on peut y rencontrer sont les suivants : écaillage, grippage, corrosion (qui entraîne l'écaillage) ; les avaries les plus fréquentes sur les roulements sont les défauts d'écaillage. Lors de la mise en rotation, un train d'impulsion est généré par ces défauts, à une fréquence bien définie que l'on appelle "fréquence caractéristique" de défaut du roulement. Ce signal périodique est l'origine de nombreuses méthodes de détection de défaut de roulement. Les fréquences caractéristiques sont déterminées à partir de la géométrie du roulement et de la cinématique de la machine étudiée [35].

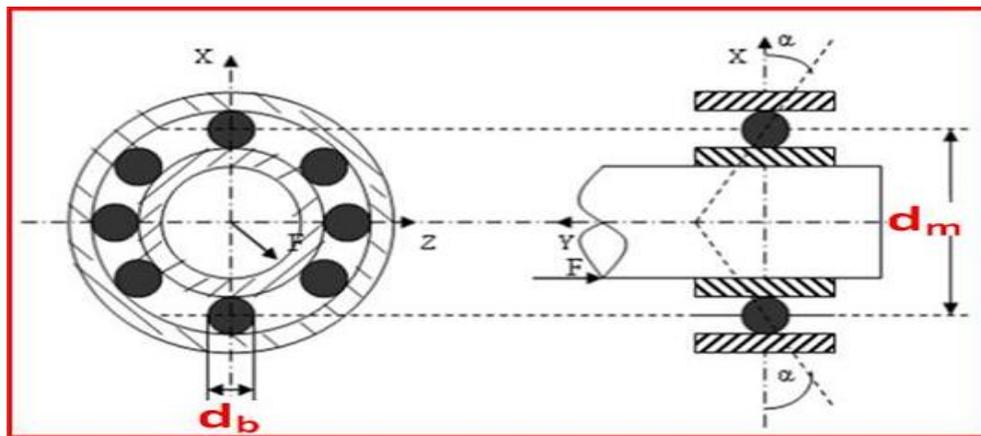


Figure II.4 Caractéristiques d'un roulement

- N : le nombre d'éléments roulants (billes, rouleaux ou aiguilles).
 - d_m : le diamètre primitif.
 - d_b : le diamètre des éléments roulants.
 - α : angle de contact.
1. Un défaut sur la bague extérieure générera un signal contenant des chocs espacés de la période de passage des billes sur la bague extérieure, la fréquence de ces chocs est appelée BPFO (Ball Passage Frequency Outer race).
- $$BPFO = f_{outer} (Hz) = \frac{n}{2} f_r \left(1 - \frac{d_b}{d_m} \cos \alpha \right) \quad (II. 2)$$
- f_r : est la vitesse de rotation.
2. La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure, cette fréquence est BPFI (Ball Passage Frequency Inner race).

$$BPFI = f_{inner} (Hz) = \frac{n}{2} f_r \left(1 + \frac{d_b}{d_m} \cos\alpha \right) \quad (II.3)$$

3. Pour un défaut sur une bille, la vibration sera générée à deux fois la fréquence de rotation de la bille BSF (Ball Spin Frequency), puisque la bille sur un tour cognera sur la piste externe et interne :

$$BSF = f_{ball} (Hz) = f_r \frac{d_m}{d_b} \left[1 - \left(\frac{d_b}{d_m} \cos\alpha \right)^2 \right] \quad (II.4)$$

Le calcul de ces fréquences caractéristiques nécessite une connaissance précise des caractéristiques dimensionnelles du roulement.

II.3.4 Quelques défauts de roulement:

Les roulements sont parmi les composants les plus critiques des machines et représentent une source de panne fréquente. On peut noter deux types des défauts caractéristiques de la détérioration des roulements : les défauts dits naturels dus à la fatigue des roulements et des défauts dues à un mauvais montage ou une mauvaise utilisation du roulement.

En associant les différentes techniques de contrôle, l'expérience du personnel de la maintenance ainsi que l'historique des machines. Nous pouvons identifier les types de détérioration des roulements de la manière suivante :

II.3.4.1 Le grippage :

Le grippage est un mode d'endommagement instantané. Les matériaux en contact se soudent sous pression et température généralement dans des conditions de vitesses moyennes et élevées. Il résulte d'un manque de lubrifiant ; les contacts métal-métal entraînent des échauffements qui facilitent les microsoudures et le transfert de métal.

Donc, on peut dire que le grippage est un phénomène caractérisé par des micro - arrachements des particules métalliques.

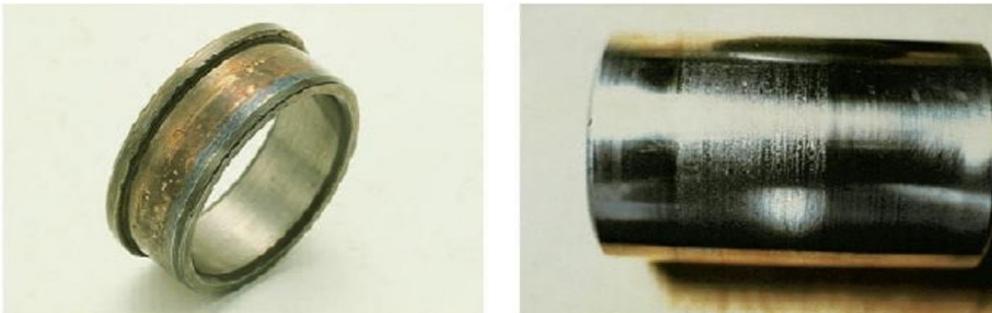


Figure II.5 Grippage d'une bague [32].

II.3.4.2 La corrosion :

- a. La corrosion chimique se produit par la présence de l'humidité aux points de contact des éléments roulants avec les chemins. Surtout quand les roulements viennent d'être nettoyés et sont contaminés par la transpiration des mains.
- b. La corrosion de contact (fretting) apporte une pâte brune formée par la rouille et le lubrifiant. Une corrosion profonde entraîne la rupture des bagues. due au mauvais choix d'ajustements entre les bagues et les arbres.



Figure II.6 Corrosion sur une piste de roulement [32].

II.3.4.3 Usure :

- a. Usure par déformation : C'est une déformation plastique des chemins des roulements, causée par des chocs importants ou une vibration à haute fréquence. C'est une usure sans perte de matière (présence des empreintes) [34].
- b. Usure par abrasion : L'usure par abrasion donne aux roulements une couche brillante, due au glissement des éléments roulants sur les pistes, et ce par le manque ou une mauvaise lubrification.

II.3.4.4 La fissuration des bagues :

C'est l'apparition des fissures et des petites cassures sur les éléments du roulement. Les coups lors du montage, le non-respect des portées de roulement (ajustement trop serré). Sont responsables sur ce type de détérioration, elle provoquées par une déformation plastique.

II.3.4.5 L'écaillage :

Le cas le plus rencontré est un défaut d'écaillage dû à la fatigue des roulements. Ce défaut survient sous l'effet de la fatigue due aux contraintes de cisaillement alternées qui sévissent en sous-couche. Le fonctionnement élastohydrodynamique (type de lubrification dépendant l'élasticité du matériau) crée, par dépassement de la limite d'élasticité, des microdéformations permanentes et des fissures qui se propagent vers la surface et conduisent

à l'écaillage. L'écaillage est un processus continu qui s'accélère plus ou moins après apparition des premières fissures. On peut distinguer deux types d'écaillage :

a. *Ecaillage de fatigue* : C'est un écaillage unilatéral, il est caractérisé par des petites fissures et arrachement de fragments de matière. Il se produit lors de l'application d'une surcharge, ou lors d'un défaut désalignement.

b. *Ecaillage superficiel* : Causé par une concentration de contraintes, due à une contrainte accentuée (résultent probablement d'un défaut d'alignement). Ou bien par la modification de la zone de pré charge. Aussi par la présence de particules étrangère à l'intérieur du roulement [34].

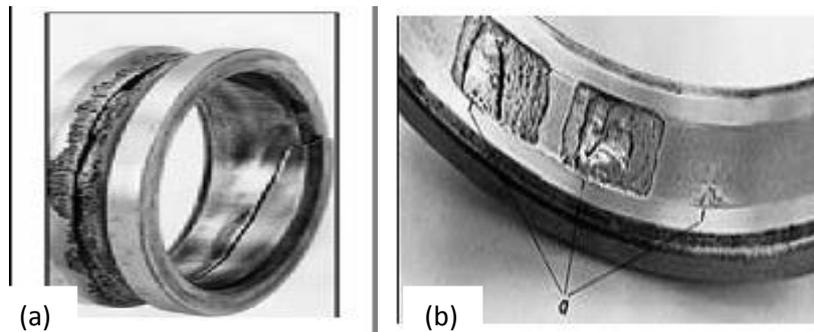


Figure II.7 Ecaillage par (a) fatigue et (b) superficiel de la bague interne [34]

II.3.5 Détection d'un défaut dans les roulements :

II.3.5.1 Les méthodes d'analyse :

Les machines en fonctionnement induisent généralement des vibrations. Pour assurer leurs surveillances on doit prendre en considération l'analyse de ces vibrations. Afin de détecter d'événement dysfonctionnements de suivre leur évolution, certains cas nécessitent simplement un calcul ou relevé d'un indicateur suivi d'une comparaison avec un seuil. D'autres, nécessitent une analyse plus fine par outils de traitement du signal, afin de localiser les éléments défectueux. Nous présentons dans ce paragraphe quelques outils de traitement du signal adéquats à la détection et au diagnostic des défauts.

II.3.5.1.1 Les méthodes temporelles :

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli, elles sont basées directement sur la variation de la grandeur vibratoire mesurée par rapport au temps. Cette méthode utilise des indicateurs qui permettent évaluer l'état de fonctionnement global des équipements mais ne localisent pas le défaut. L'indicateur le plus utilisé est [29] :

- **La valeur efficace du signal ou valeur RMS (Root Mean Square)** : Elle correspond à la racine carrée de la moyenne du carré du signal $x(t)$ calculée sur un période T [35].

$$V_{efficace} = V_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_t^{t+T} x^2(t) dt} \quad (II. 5)$$

L'avantage d'un tel indicateur est son extrême facilité de mise en œuvre. Cet indicateur est traditionnellement utilisé sur une large bande de fréquences entre 0 et 20 khz. Cependant, il n'est pas rare de voir des valeurs RMS calculées sur des bandes de fréquences correspondant à des résonances de structure pour augmenter la sensibilité de l'indicateur.

- **Pic (Peak)** : est la valeur maximale par rapport aux points d'équilibre (niveau crête) définie comme : $a_{peak} = SUP_{1 \leq k \leq N} |a_k|$ (II. 6)
- **Facteur d'impulsion** : est utilisé pour indiquer défaut dans les machines tournantes et il est défini en tant que rapport entre la valeur de crête à la valeur moyenne du signal.

$$ImF = \frac{a_{peak}}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |a_k|} \quad (II. 7)$$

- **Facteur de crête** : C'est un indicateur de surveillance simple à calculer, car c'est le rapport entre la valeur de crête du signal et sa valeur efficace (RMS), comme il peut se calculer par le rapport entre la valeur maximale du signal et son écart type.

$$Facteur\ crête = \frac{valeur\ crête}{valeur\ efficace} = \frac{sup|x(t)|}{\sqrt{\frac{1}{T} \cdot \int_t^{t+T} x^2(t) dt}} \quad (II. 8)$$

Le facteur crêté comporte l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace. Ceci provient du fait que pour un roulement sans défaut, le rapport reste sensiblement constant et augmente lorsqu'une dégradation apparaît alors que la valeur crête croît pendant que la valeur efficace reste à peu près constante. Si la détérioration du roulement croît, la valeur crête augmentera jusqu'à une valeur asymptotique et la valeur efficace, quant à elle, augmentera à son tour, rendant le facteur crête sensiblement égal à sa valeur de départ figure II.8. Les états caractéristiques normaux ou anormaux qui peuvent se manifester sur des roulements peuvent être définis à partir de la valeur efficace de l'accélération et de la valeur crête de la vitesse [36].

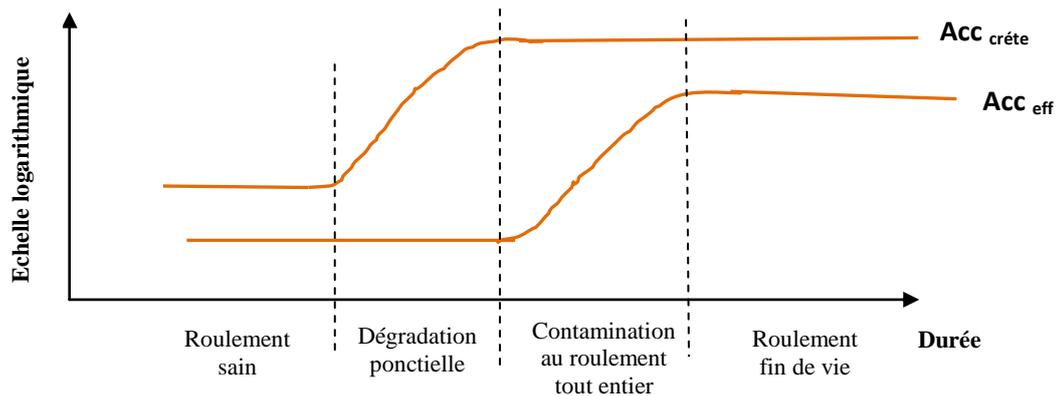


Figure II.8 Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur crête.

Talaf et Thikat : deux nouveaux descripteurs

Dans cette étape démontrée qu'une combinaison appropriée descripteurs scalaires conventionnels peut conduire à deux paramètres appropriés additionnels qui pourraient être s'applique uniquement à prédire futures défaillances et le suivi des défauts dès les premières manifestations de dégradation aux derniers signes de défaillance catastrophique pour aider les gestionnaires planifient leur maintien opérations.

En outre, ces indicateurs scalaires sont incapables de détecter les défaillances résultant d'un grand nombre de défauts ou des dommages répandus, ou ceux qui se produisent à des vitesses de rotation élevées. Ils révèlent la propagation de défaut mais ne prédisent pas lorsque le défaut deviendra excessif. Basé sur l'analyse des tendances susmentionnées, il apparaît que la combinaison d'une certaine manière le kurtosis et les paramètres RMS peuvent décrire correctement l'existence de défauts de surface et leurs effets, en commençant dès les premiers signes de dégradation à la fin quand signes de dégradation grave sont observés. Donc, nous avons défini un nouvel indicateur appelé TALAF [37]:

$$TALAF = \log \left[Ku + \frac{RMS}{RMS_0} \right] \quad (II. 10)$$

Où RMS_0 représente la valeur efficace sans défaut ou bien une valeur initiale qu'on relève au début de la surveillance vibratoire.

Si RMS_0 , la valeur efficace initiale n'est pas connue ou n'a pas été enregistrée, le procédé peut fonctionner en considérant quelconque valeur initiale qui peut être obtenue au début de la surveillance. Cette valeur étant une constante, il n'a pas d'influence sur la pente de Talaf mais seulement sur son amplitude [38].

Il est vivement recommandé que, une fois un roulement défectueux est identifié, les données doivent être notées périodiquement; la plupart des gestionnaires de la maintenance deviennent perplexes sur l'évolution de l'endommagement et de l'action appropriée à prendre :

- Quand faut une machine être mise hors-service en présence de la détérioration des conditions de défaut, et pourrait-il rester fiable et sécurisé jusqu'à ce que le prochain arrêt de production planifié?
- Combien de temps le roulement endommagé dernier, où devrait-il être réparé immédiatement?

Pour répondre à ces questions, un nouveau paramètre appelé THIKAT, exprimé dans l'équation (II.11), a été conçu pour intégrer des données provenant de plusieurs paramètres (Ku, RMS, CF, Peak) en une seule unité d'information :

$$THIKAT = \log \left[(ku)^{CF} + \left(\frac{RMS}{RMS_0} \right)^{peak} \right] \quad (II. 11)$$

Le principal avantage d'utiliser Thikat est que le kurtosis donnerait une alarme trop tôt à la fin de l'étape deuxième de la dégradation tandis que Thikat donnait une alarme à la fin de la troisième phase de la dégradation. Lorsque le dommage augmente énormément, Thikat devient nulle et il est impératif d'arrêter la machine [37].

II.3.5.1.2 Les méthodes fréquentielles :

Les méthodes fréquentielles sont les méthodes les plus largement utilisées dans le monde industriel, de par leur facilité de mise en œuvre et d'interprétation. La connaissance des fréquences caractéristiques permet d'identifier et de localiser les défauts issus des composants mécaniques en analysant leur spectre. Elles sont basées sur la transformée de Fourier [39].

- L'analyse en fréquence :

L'analyse « en fréquence » est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier (équation 12) qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f , et donc de détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i2\pi ft} dt \quad (II. 12)$$

$X(f)$ est la transformée de Fourier, t est le variable temps et f est la variable fréquence.

Cette représentation permet de connaître le contenu fréquentiel d'un signal temporel, et de

localiser les fréquences caractéristiques de défauts.

Dans la pratique, on utilise la transformée de Fourier discrète rapide (FFT) (équation 12) sur des signaux numérisés [39] : (équation 13)

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(nt_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (\text{II.13})$$

Où $X(k\Delta f)$ est la transformée de Fourier discrète rapide, t_e est la période d'échantillonnage du signal temporel, n est le numéro de l'échantillon, k est le numéro de la ligne fréquentielle, Δf est l'intervalle entre deux raies fréquentielles, N est le nombre d'échantillons prélevés.

Sur la figure II.9 ci-dessous, il est possible de visualiser la transformée de Fourier de la Somme de deux signaux sinusoïdaux de fréquences respectives 140 et 250 Hz.

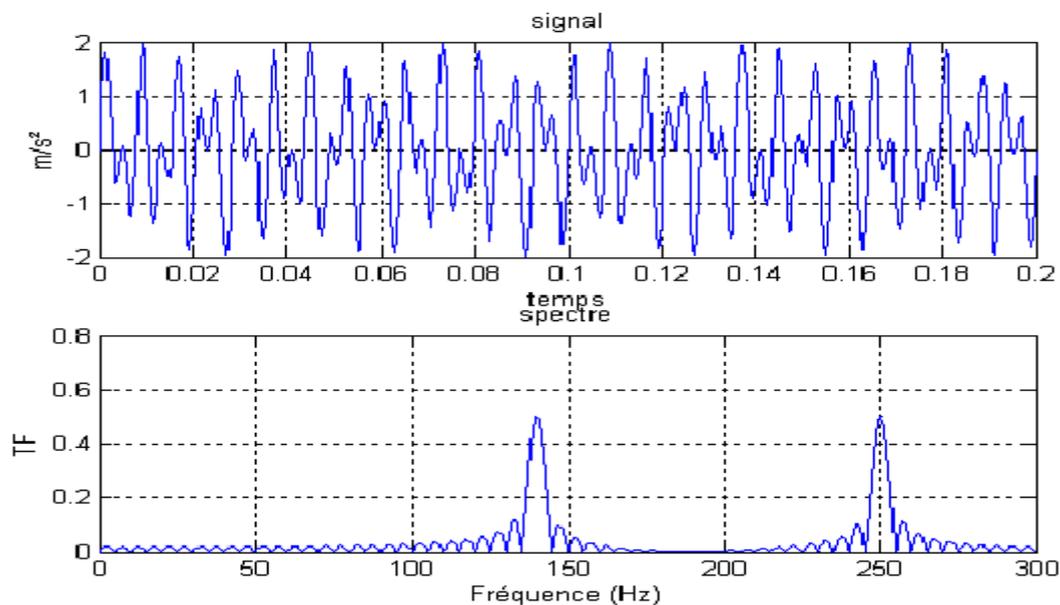


Figure II.9 transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes

II.3.5.1.3 Les méthodes temps-échelles :

Les méthodes temps-échelles sont basées sur la transformée en ondelettes. Elles consistent à décomposer le signal en une somme d'ondelettes dilatées ou non et localisées temporellement. Cette analyse est multi résolution. Nous obtenons une bonne résolution fréquentielle en basses fréquences, et temporelle en hautes fréquences.

Notons que les ondelettes sont utilisées soit pour réaliser un dé-bruitage du signal, soit pour réaliser un diagnostic en analyse vibratoire. Nous développons ici l'aspect diagnostic. Une ondelette désigne une fonction qui oscille sur un intervalle de longueur finie (un temps donné si la variable est du type spatial).

Cette technique sera notre méthode pour le prétraitement et le diagnostic des défauts des roulements dans ce mémoire, et sera expliquée de façon détaillée dans le chapitre III.

Le Kurtosis : Le Kurtosis (mot grec que signifiant « bosse ») est basé sur les moments d'ordre 4. Il permet une détection précoce d'un défaut de roulement. Il prend une valeur égale à 3 pour un roulement sain et dépasse cette valeur dès l'apparition d'un défaut de type écaillage.

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (\text{II. 14})$$

Où M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2,

$x(n)$: est le signal temporel.

\bar{x} : est la valeur moyenne des amplitudes.

N : est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le principal avantage du Kurtosis réside dans le fait qu'il ne tient pas compte de l'historique, et qu'il donne une valeur intrinsèque de l'état du roulement [29].

Bien que le kurtosis ne donne aucune indication directe du type de défaut, il fournit une mesure quantitative de la dégradation de la santé d'une machine. Par exemple, un signal de vibration, mesurée dans un roulement en bonne santé est donné dans la figure II.10

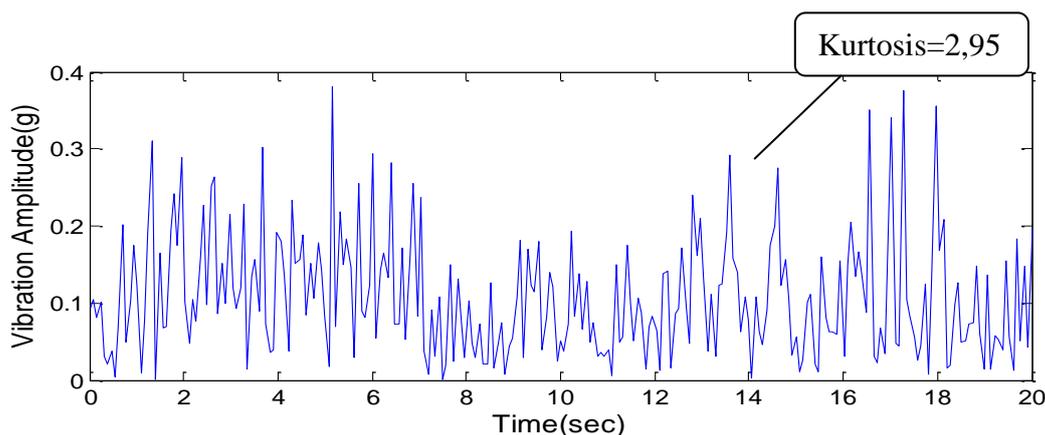


Figure II.10 signal temporel d'un roulement non dégradé.

En revanche, la figure II.11 montre le signal de vibration d'un moteur avec un roulement défectueux. L'augmentation kurtosis de 2,95 à 15,89 détecte le défaut de roulement.

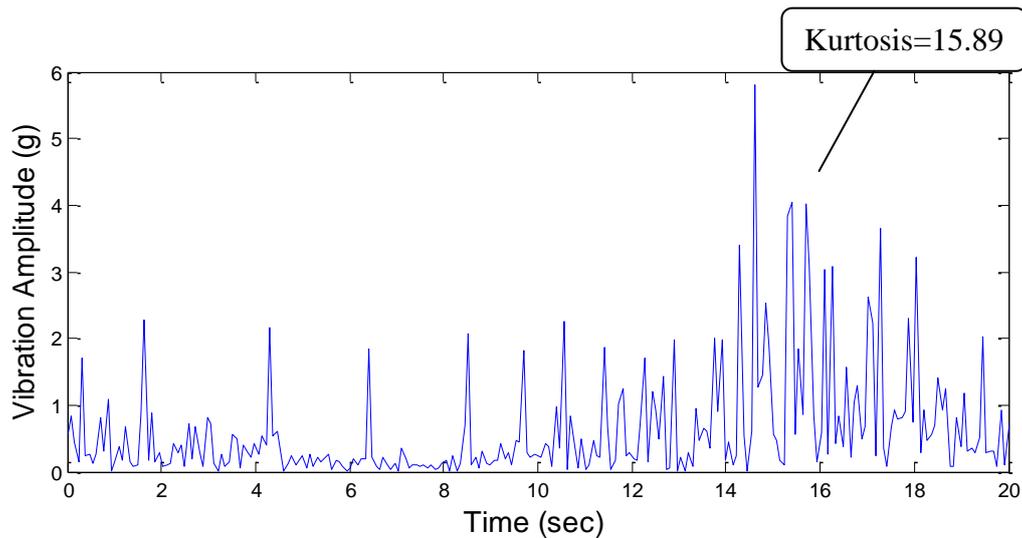


Figure II.11 signal temporel d'un roulement avec défaut.

Énergie : L'énergie d'un signal est une mesure qui caractérise de façon unique le signal, qui peut être utilisée pour la sélection d'ondelettes de base. La quantité d'énergie contenue dans un signal $x(t)$ est exprimée en tant que:
$$E_{x(t)} = \int |x(t)|^2 dt \quad (\text{II. 15})$$

L'énergie de signal dans une certaine sous-bande de fréquence peut être augmentée et que dans d'autres sous-bandes de fréquence est réduite. Donc l'énergie du signal de composantes de fréquence différentes contient beaucoup d'informations sur les défauts, c'est à dire, l'énergie de chaque sous-bande du signal est directement liée à la gravité du défaut. Lorsque le diamètre de défaut augmente, l'énergie sous-bande du signal vibratoire augmenté [40].

En utilisant la décomposition WPT, nous pouvons extraire ses caractéristiques de l'énergie pour les signaux de défauts.

Soit, $d_{j,i}(k)$ être les coefficients WPT de la i position au j niveau de l'arbre de décomposition, son énergie de signal correspondant peut être calculée comme suit :

$$E_{j,i} = \sum_k d_{j,i}^2(k) \quad (\text{II. 16})$$

Pour les signaux avec différents défauts, les distributions d'énergie à l'échelle donnée sont toujours variées. Donc, $E_{j,i}$ peut être considéré comme une caractéristique importante pour la classification [40].

II.4 Conclusion :

L'étude théorique des organes mécaniques des machines tournantes et leurs défauts permettent donner une idée sur les impacts des défauts présentés par les signaux à analyser.

Les roulements sont les éléments très répandus et sollicitent dans les machines tournantes mécaniques et sont la cause principale de leurs défaillances. Les défauts peuvent être provoqués par un grand nombre de facteurs. Parmi eux, ces facteurs l'emportent que la fatigue, l'usure, l'écaillage, la corrosion, le grippage, la déformation plastique et manque de la lubrification.

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu général sur les techniques de la surveillance pour ces machines tournantes basées sur les traitements et les méthodes les plus utilisés dans le domaine du traitement des signaux vibratoires.

Parmi ces méthodes, il convient de citer notamment les méthodes temporelles et fréquentielles, méthodes temps-échelles. Cette dernière a montré de nombreux avantages dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle des machines tournantes et sera largement appliquée dans notre travail, nous présenterons le détailler de cette méthode dans le prochain chapitre.

Chapitre III

Transformées d'ondelettes et réseaux de neurones artificiel

III.1. Introduction :

La plupart des signaux sont non stationnaires, ce qui empêche la méthode de la transformée de Fourier (FT) et la transformée de Fourier à court terme (TFCT) de pouvoir les étudier à cause de leurs limitations vers ce type de signaux.

La première section de ce chapitre, on va présenter une étude préliminaire sur les méthodes destinées à ce type de signaux. Elles sont les méthodes de transformée en l'ondelette, la méthode de transformation en ondelettes est expliquée de façon détaillée en donnant un aperçu général sur cette méthode son historique, le principe d'utilisation, les différents types d'ondelettes, et la manière de calcul de la transformation en ondelettes continué, discrète et aussi la transforme plus important, transforme en paquet d'ondelettes.

La deuxième section, nous permet de donner un aperçu sur la technique de classification du signal en utilisant des réseaux de neurones et leurs propriétés fondamentales pour comprendre les mécanismes d'apprentissage des réseaux de neurones de manière théorique et évaluer leurs performances.

III.2. Transformée de Fourier :

Au 19ème siècle 1822, le mathématicien français J. Fourier a montré qu'une fonction périodique pouvait être décomposée en une somme infinie de fonctions exponentielles périodiques complexes [41].

Transformée de Fourier en généralement série de Fourier applique sur le signal non périodique. Soit $x(t)$ et $X(f)$ deux signaux représentant la même grandeur physique, mais dans deux domaines différents. $x(t)$ est le signal représentatif dans le domaine (amplitude-temps), $X(f)$ est le signal représentatif dans le domaine (amplitude-fréquences) Fig. III.2 (a, b). La transformée de Fourier donc le passage entre deux domaines de représentations complémentaires ; temporelle et fréquentielle. Elle permet ce passage grâce à l'intégrale qui porte son nom et qui s'exprime, pour une fonction $x(t)$, par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2\pi jft} dt \quad (\text{III. 1})$$

De même, si l'on veut retrouver $x(t)$ à partir de $X(f)$, il faut connaître le spectre pour toutes les fréquences jusqu'à l'infini :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{2\pi jft} df \quad (\text{III.2})$$

Comme l'information fournie par l'intégrale correspond à toutes les instances de temps, la transformée de Fourier permet de dire en quelles quantités les fréquences existent mais elle ne dit pas à quels instants ces fréquences sont présentes. Cette analyse convient pour les signaux stationnaires où chaque composante de fréquence existe à tout instant, mais ne convient pas aux signaux non stationnaires.

Dès lors, si l'on veut une localisation temporelle des composantes spectrales, on a besoin d'une autre transformation qui permette de donner une représentation temps - fréquences du signal. Dans ce cas, nous utilisons la transformée de Fourier à court terme (STFT: Short Time Fourier Transform).

Le paragraphe suivant explique d'une façon détaillée la transformée de fourrier à court terme.

III.3. La transformée de Fourier à court terme:

La transformée de Fourier est une représentation globale du signal, elle ne permet pas d'analyser son comportement fréquentiel local, ni sa régularité locale. En 1946, Gabor a introduit une extension de la transformée de Fourier qui consiste à multiplier la fonction à analyser $S(t)$ par une fonction $g(t)$ qui porte le nom de fenêtre. Cette transformée est appelée Transformée de Fourier fenêtrée ou à court Terme (Short Terme Fourier Transform). Mathématiquement elle s'exprime par :

$$F_{fen}(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t)g(t - \tau) e^{-jat} dt \quad (\text{III.3})$$

La STFT permet une transformation temps-fréquence, c'est-à-dire qu'elle calcule pour chaque portion du signal sa transformée de Fourier grâce à la translation ou le glissement de la fenêtre $g(t)$. Le signal est analysé sur une fenêtre g sur laquelle le signal est supposé stationnaire. La longueur de la fenêtre est donc choisie afin de vérifier l'hypothèse de stationnarité. Ce choix influence directement la résolution de la décomposition : si la fenêtre g est petite, la résolution temporelle est grande mais la résolution fréquentielle est faible, et inversement. Donc, si une grande résolution fréquentielle est nécessaire, alors il faut utiliser une fenêtre d'analyse grande [42], Ce concept est présenté sur la figure III.1.

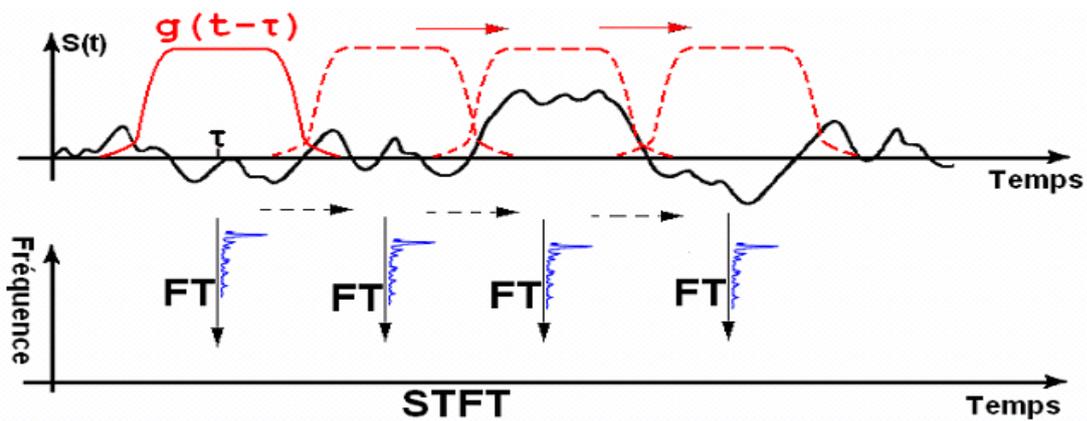


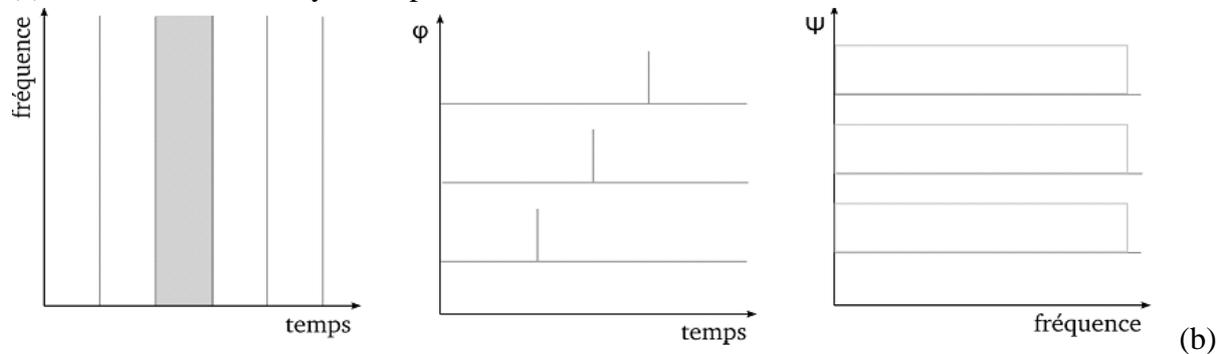
Fig. III.1 : Principe de la transformée de Fourier sur une fenêtre glissant (TFCT) [43]

Les inconvénients majeurs de cette transformation sont :

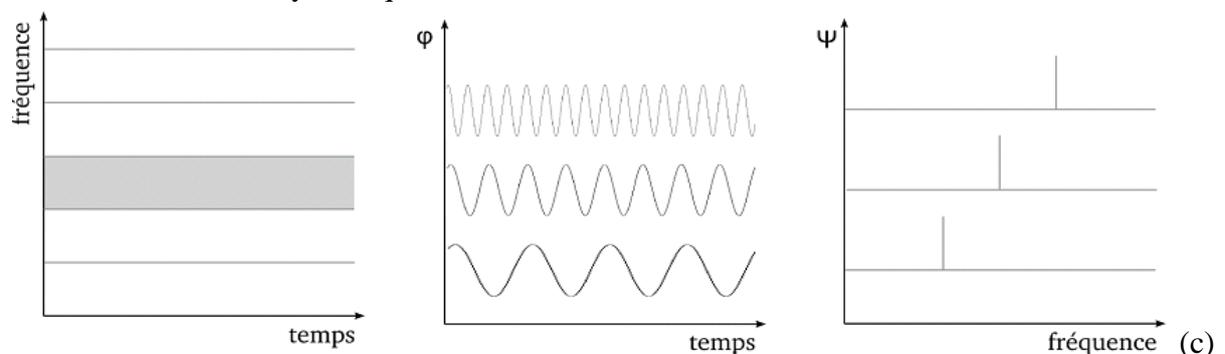
- On ne peut pas savoir quelle fréquence existe à un instant donné.
- la taille de la fenêtre d'analyse fixe, toutes les fréquences seront analysées avec la même résolution,
- Les résolutions temporelles et fréquentielles ne varient pas en fonction du temps et de la fréquence (fig. III.2 (c)).

Afin de surmonter ces limites, nous avons évalué d'autres techniques d'analyse temps Fréquence, comme la transformée en ondelettes.

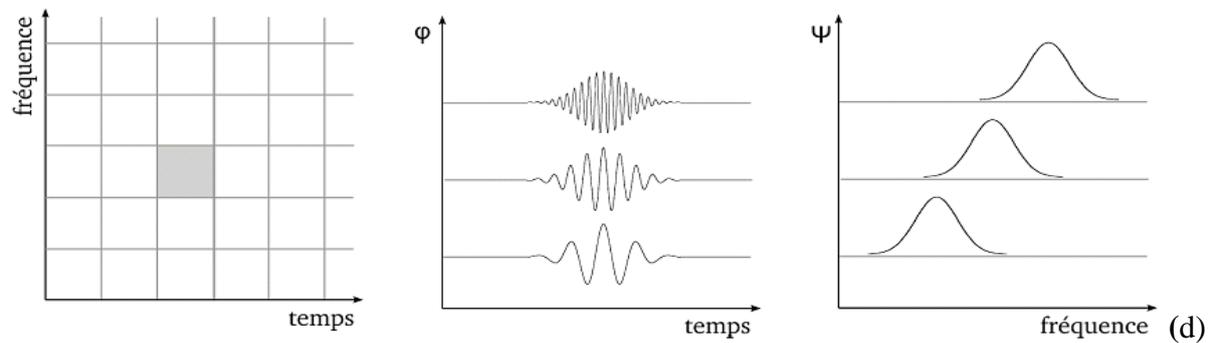
(a) Base standard : analyse temporelle.



Base de Fourier : analyse fréquentielle.



Base de Fourier a court terme : analyse temps-fréquence, la taille de la fenêtre est fixe et le nombre d'oscillations varie.



Base d'ondelette : analyse temps-fréquence, la taille de la fenêtre varie et le nombre d'oscillations est fixe

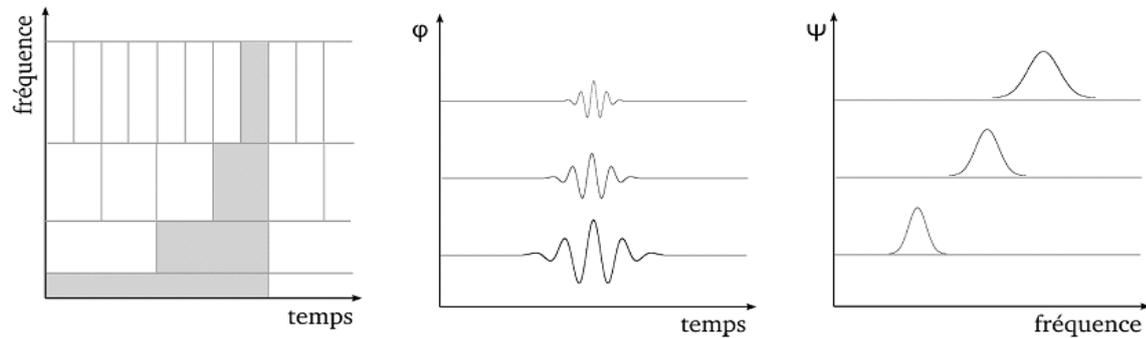


Fig. III.2. – Comparatif des approches dans (a) l'analyse temporelle, (b) l'analyse de Fourier, (c) l'analyse de Gabor, (d) l'analyse en ondelette. La première colonne présente le pavage temps-fréquence, la deuxième présente la partie réelle de leur série temporelle dans le domaine temporel (φ) et la troisième colonne le module de leur série temporelle dans le domaine fréquentiel (ψ).

III.4. Transformée en ondelettes :

III.4.1. Historique des ondelettes :

La théorie des ondelettes est récente, elle est née au milieu des années 80. Et pourtant, elle est déjà utilisée dans de nombreux domaines qu'ils soient théoriques ou pratiques: analyse harmonique, vision ordinateur, traitement du signal, compression d'images, analyse de turbulences etc. son succès est dû à son adaptation aux données et à sa facilité d'implémentation.

Au XIX^{ème} siècle, l'analyse de Fourier était la seule technique permettant la décomposition d'un signal et sa reconstruction sans perte d'information; malheureusement, elle fournit une analyse en fréquence mais ne permet pas la localisation temporelle de changements abrupts, comme par exemple l'apparition d'un deuxième choc après qu'un premier choc ait été née.

En 1909 Alfred Haar définissait une fonction composée d'une courte impulsion négative suivie d'une courte impulsion positive, connue pour être la première ondelette

(Ondelette de Haar). En 1946, Dennis Gabor, mathématicien hongrois, inventa une transformation de fonction analogue à celle de Joseph Fourier, appliquée sur une fenêtre temporelle exprimée par une fonction gaussienne.

Finalement, le terme d'ondelette a été introduit dans le langage mathématique par Jean Morlet et Alex Grossmann en 1984. Terme initialement français, il a été ensuite traduit en anglais par wavelet, avec le terme wave (onde) et le diminutif let (petite).

En 1986, Yves Meyer, reconnu comme un des fondateurs de la théorie des ondelettes, rassembla toutes les découvertes précédentes, il en a dénombré 16, puis définit les ondelettes orthogonales. En 1986 Stéphane Mallat fit le lien entre les ondelettes et l'analyse multi résolution [29].

Enfin, en 1987, Ingrid Daubechies mit au point des ondelettes orthogonales appelées ondelettes de Daubechies.

Pourquoi les ondelettes ?

La plupart des signaux du monde réel ne sont pas stationnaires, et c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temporelles, spatiales) que réside l'essentiel de l'information qu'ils contiennent.

Les signaux vocaux et les images sont à ce titre exemplaire. Or l'analyse de Fourier propose une approche globale du signal, les intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et toute notion de localisation temporelle disparaît dans l'espace de Fourier ; il faut donc trouver un compromis, une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal [41].

III.4.2. Définition d'une ondelette :

Une ondelette est une forme d'onde de la durée limitée qui à une valeur moyenne zéro [44]. Il est un objet mathématique utilisé pour le traitement du signal. Elles permettent en particulier de décomposer un signal dans un domaine fréquentiel dont la précision varie selon la bande de fréquences considérée.

III.4.3. Propriété d'une ondelette mère :

- **Support compact :**

La plupart des ondelettes sont à support compact dans le domaine temporel, ce qui veut dire qu'elles sont à durée finie et se distinguent par leur atténuation rapide. Un support compact permet une complexité de calcul réduite, une meilleure résolution dans le domaine du temps mais donne une résolution pauvre en fréquences. Comme exemple, on peut citer les ondelettes de Daubechies, Symlets, Coiflets, etc. Par dualité, les ondelettes à bande étroite sont des ondelettes à support compact dans le domaine fréquentiel mais pas dans le domaine temporel. Les ondelettes de Meyer en sont un exemple.

- **Régularité :** La régularité d'une ondelette est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. On peut noter qu'il existe un lien entre la régularité et les moments nuls. Autant on a des moments nuls autant le signal est régulier [45].
- **Symétrie :** comme le nombre de moments nuls, la symétrie de l'ondelette conditionne la régularité de celle-ci sur un intervalle.
- **Orthogonalité :** L'orthogonalité d'une ondelette est la propriété permettant d'éliminer la redondance d'informations [45].

III.4.4. La famille d'ondelettes :

Il y a plusieurs ondelettes mères utilisées pour le calcul de la transformée en ondelette des signaux analysés. Chacune d'entre elles a un domaine d'application défini de la forme du signal étudié. Le tableau III.1 contient les familles les plus usuelles [46]:

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	<i>Haar</i>
Ondelettes de Daubechies	<i>Db</i>
Ondelettes Symlets	<i>Sym</i>
Ondelettes Coiflets	<i>Coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>Bior</i>
Ondelettes de Meyer	<i>Meyr</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>gaus</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>Cgaus</i>
Ondelettes Mexicain	<i>Mexh</i>
Ondelettes de Morlet	<i>Morl</i>
Ondelettes de Morlet complexes	<i>Cmor</i>
Ondelettes de shannon complexes	<i>Shan</i>

Tableau. III.1 Familles d'ondelettes

Les familles d'ondelettes peuvent être caractérisées par quatre propriétés principales existence de filtres associés, orthogonalité ou biorthogonalité, support compact ou non compact, ondelettes réelles ou complexes. Le tableau (Tab. III.2) résume ces diverses propriétés.

Ondelettes à filtres			Ondelettes sans filtres	
A support compact		A support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	<i>Gaus, mexh, morl</i>	<i>Cgau, shan, cmor</i>
<i>Db, haar, sym, coif</i>	<i>Bior</i>	<i>Meyr</i>		

Tab. III.2 Les propriétés principales des ondelettes

III.4.4.1 Ondelette de Morlet :

Cette fonction ne vérifie qu'approximativement la condition d'admissibilité, elle est définie par :

$$\psi(x) = C e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \quad (\text{III. 4})$$

Où « C » est une constante de normalisation de reconstruction. La figure III.3 montre la forme de cette ondelette [45].

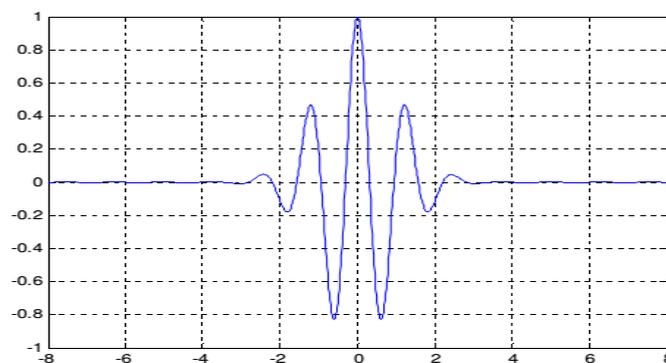


Figure III.3 Ondelette de Morlet

III.4.4.2 Ondelette chapeau mexicain :

C'est une fonction qui est proportionnelle à la dérivée seconde de la fonction de densité de probabilité gaussienne :

$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4}\right) (1 - x^2) e^{-x^2/2} \quad (\text{III. 5})$$

Elle oscille très peu comme la figure III.4 montre.

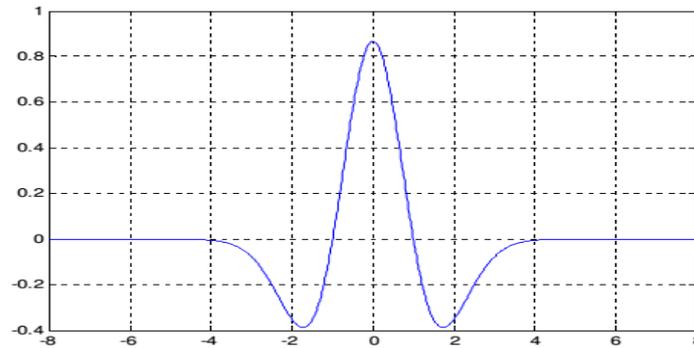


Figure III.4 Ondelette chapeau mexicain.

III.4.4.3 Ondelettes de Meyer :

L'ondelette de Meyer est l'une des premières ondelettes. Elle a été construite par Y.Meyer au milieu des années 1980. Il s'agit d'une ondelette orthogonale qui n'a pas un support compact [46]. La forme de cette ondelette est donnée par la figure III.5:

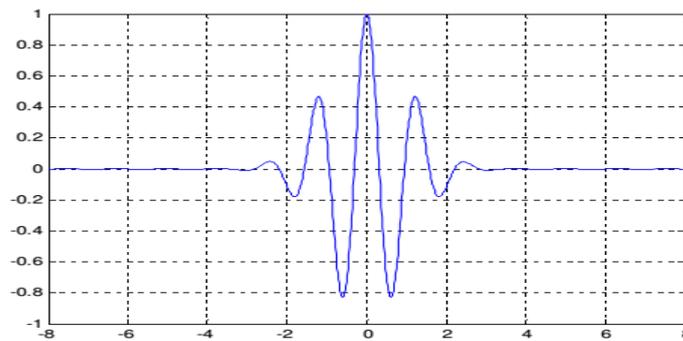


Figure III.5 Ondelettes de Meyer

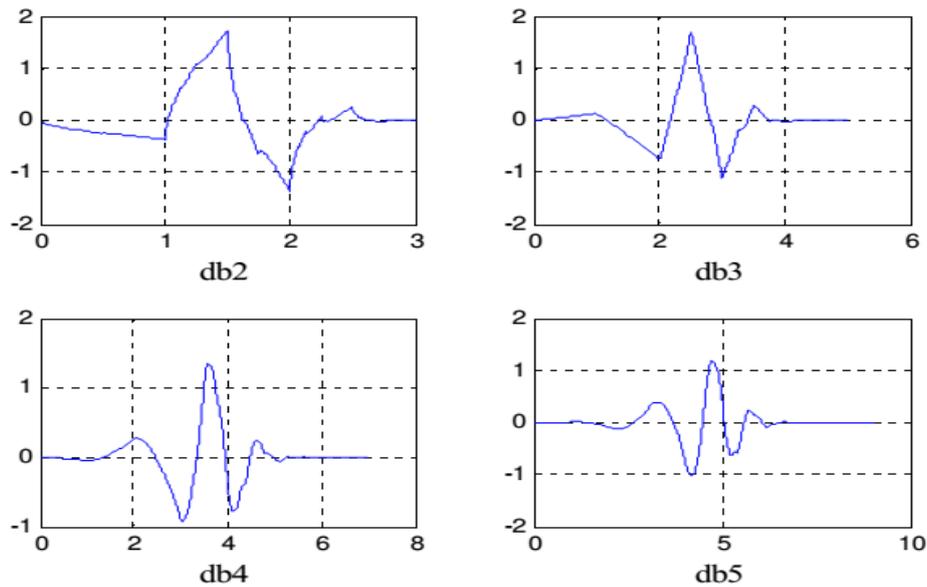
III.4.4.4 Ondelettes de Daubechies :

Cette famille d'ondelettes à un paramètre permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire. Pour N , c'est l'ordre de l'ondelette dbN [46]. Pour $N = 1$, $db1$ est appelée ondelette de Haar, c'est la plus simple et la plus ancienne des ondelettes. Elle est bien localisée en espace, mais, en contrepartie, elle est discontinue et sa transformée de Fourier oscille beaucoup donnant une mauvaise localisation en fréquence. Elle est définie par :

$$h(t) = \begin{cases} 1 \text{ pour } 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 \text{ pour } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \end{cases}$$

Hormis $db1$, les ondelettes de cette famille n'ont pas d'expression explicite et sont asymétriques. Cependant, leur régularité augmente avec l'ordre et permet une analyse

orthogonale [45]. Les ondelettes de cette famille pour les ordres 2, 3, 4 et 5 sont présentées dans la figure III.6 :



La figure III.6 Ondelettes de Daubechies (dbN)

III.4.4.5 Ondelettes des Symlets :

Les symlets (symN) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, Daubechies en modifiant la construction des dbN. À part la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 et 3 sont représentés dans la figure III.7.

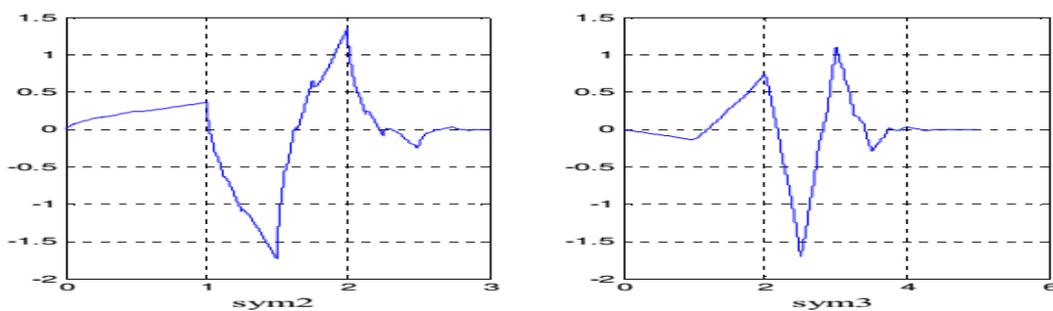


Figure. III.7 Les symlets : symN

III.4.4.6 Ondelettes des Coiflets :

Daubechies sur la demande de R. Coifman, les coiflets constituent une famille d'ondelettes possédant une propriété inhabituelle : la fonction d'échelle φ associée possède $2N-1$ moments nuls. Les coiflets d'ordre 1 et 2 sont représentés à la figure III.8.

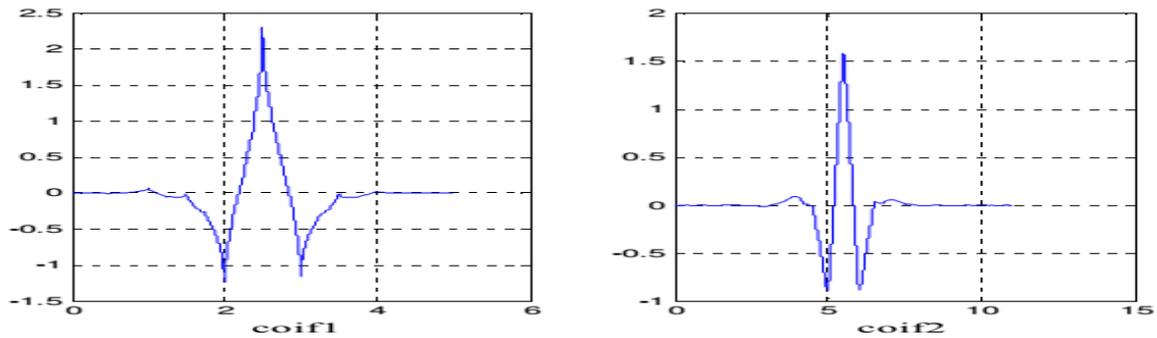


Figure. III.8 Les coiflets

Comme on peut le voir, les coiflets sont bien plus symétriques que les ondelettes de Daubechies dbN.

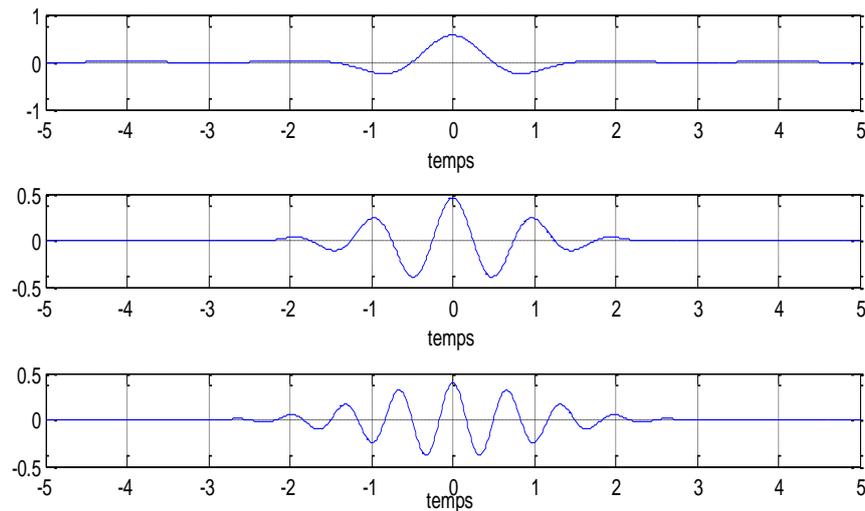
Remarques

- Les ondelettes de Morlet ne permettent pas de construire une base orthogonale.
- Les ondelettes de Daubechies sont les plus couramment utilisées.

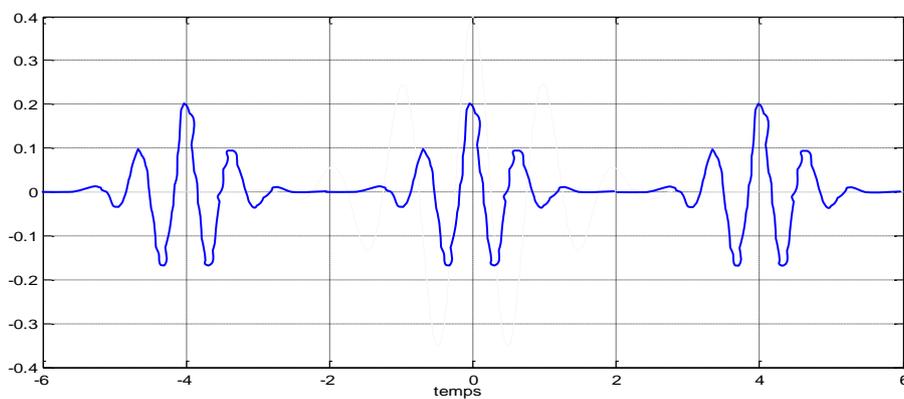
III.5 Principe La Transformée en ondelettes :

La transformée en ondelettes est un outil récent de traitement du signal [47], son principe repose sur la décomposition d'un signal en une famille d'ondelettes d'échelles et des positions différentes. Ces ondelettes sont obtenues en dilatant ou contractant une ondelette-mère et en la translatant le long de l'axe temporel. Les méthodes d'analyse de signaux ont été développées pour des signaux stationnaires, c'est-à-dire donc les caractéristiques ne varient pas dans le temps.

La transformée en ondelettes par contre, lorsque l'ondelette est plus courte et que sa fréquence centrale est plus élevée, la résolution temporelle est meilleure et la résolution fréquentielle est moins bonne. L'inverse se produit lorsque la fréquence centrale diminue: dans ce cas, la résolution temporelle est dégradée et c'est la résolution fréquentielle qui est meilleure. La figure III.9 montre l'ondelette de Morlet pour différentes échelles et différentes positions. Les versions dilatées et translatées de l'ondelette-mère sont notées $\psi[(t - b)/a]$.



(a) changement d'échelle



(b) changement de position

Figure. III.9 Ondelette de Morlet pour différentes échelles et positions.

La formule utilisée pour la transformée en ondelettes est :

$$T(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (\text{III. 6})$$

$$\psi_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (\text{III. 7})$$

Le paramètre (b) de l'ondelette représente sa translation sur l'axe du temps, par contre (a) est le paramètre d'échelle ($a \neq 0$), donne le contrôle de la fréquence de l'ondelette, sachant que $a = 1/f$. « f » Étant la fréquence [29].

Si $a < 1$, l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ devient contracter et son contenu fréquentiel penchera vers les hautes fréquences va privilégier la localisation temporelle.

Si $a > 1$, l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ est très large, et le contenu fréquentiel penchera vers les basses fréquences du plan d'analyse et permettra une meilleure localisation en fréquence [29].

Par le fait de comprimer ou d'étirer les ondelettes pour modifier leurs fréquences, les ondelettes s'adaptent automatiquement aux différentes composantes du signal. Une fenêtre étroite permet d'analyser les phénomènes transitoires de haute fréquence alors qu'une fenêtre large analyse la composante longue durée de basse fréquence (Fig. III.2 (d)). C'est une procédure de multi-résolution. La Figure III.10 présente les propriétés temporelles (image de gauche) et fréquentielles (image de droite) de 3 échelles différentes d'une ondelette :

- ◆ $a=0.5$ correspond à une ondelette contractée,
- ◆ $a=1$ correspond à l'ondelette de base ou l'ondelette mère,
- ◆ $a=2$ correspond à une ondelette dilatée.

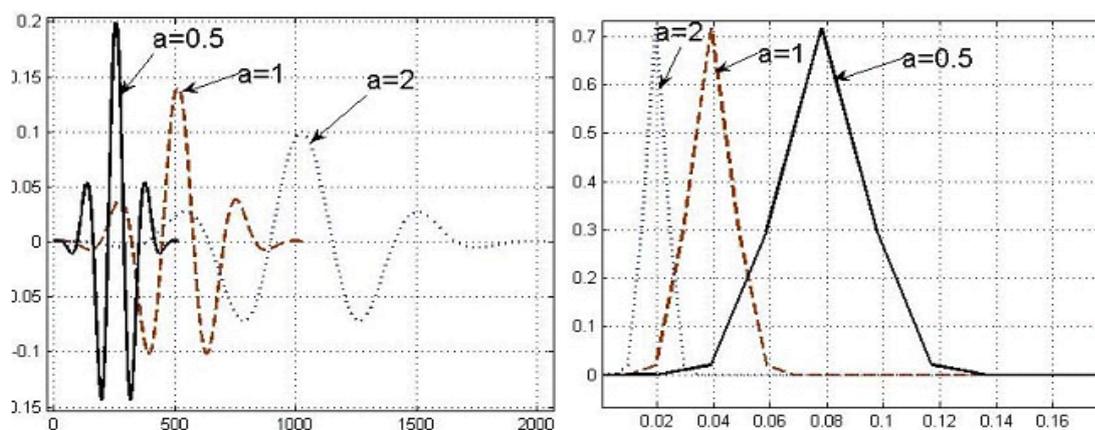


Figure III.10 : Propriétés d'une ondelette mère, contractée et dilatée [43]

Ces images montrent bien que l'ondelette dilatée est plus diffuse dans le temps et que son spectre est plus concentré autour de sa fréquence centrale. Comportement inverse pour l'ondelette contractée [43].

La relation entre échelle et fréquence :

Il y a une correspondance entre les échelles d'ondelette et la fréquence comme indiquée par analyse d'ondelette. Comme la figure suivante :

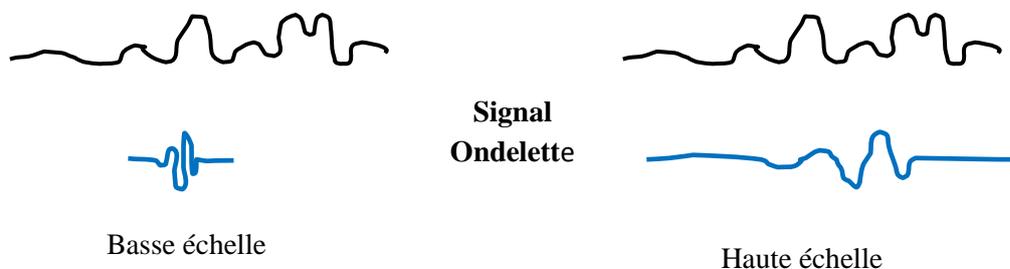


Figure. III.11 Échelle et fréquence

Basse échelle a \Rightarrow ondelette compressée \Rightarrow changé détail rapidement \Rightarrow haute fréquence ω

Haute échelle a \Rightarrow ondelette tirée \Rightarrow changé détail lentement \Rightarrow basse fréquence ω .

L'application de cette transformée, dans le domaine de la détection et du diagnostic des roulements, a été développée depuis environ 20 ans avec un engouement particulier [48]. Ensuite, de nombreuses études ont amélioré son utilisation et ont étendu le nombre d'ondelette mère [46]. Il y a plusieurs types de la transformée en ondelette ; les principaux, sont cités dans ce qui suit.

III.6 Les types de la transformée en ondelette :

Les transformées en ondelettes continues et discrète sont des applications différentes. La transformée continue permet de localiser plus précisément des événements temporellement et fréquentiellement. Elle est donc plutôt utilisée pour analyser des transitoires ou des événements temporels. La transformée discrète par contre permet un calcul efficace et est utilisée pour de la compression ou du d'étirage. Dans le cadre de ce travail, nous utiliserons uniquement des transformées en ondelettes discrète.

III.6.1 La transformation en ondelette continue :

La transformée en ondelette continue (TOC) utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle temporel de manière continue.

$$CWT_x(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \Psi_b^a(t) dt \quad (\text{III. 8})$$

b : est coefficient de translation de temps.

a : est coefficient d'échelle.

Donc, prendre des échelles, cela signifie l'étirage ou la compression de l'ondelette. Le décalage de temps signifie le déplacement d'ondelette. Les résultats de TOC sont des coefficients d'ondelette $C(a, b)$ qui est la fonction de l'échelle et la position. Multiplier chaque coefficient par ondelette d'échelle [44].

Il y a 5 étapes pour transformer en ondelette continue :

1. Prendre une ondelette et la comparer à une section au début du signal original
2. Calculer un nombre, C qui représente comment étroitement corrélé l'ondelette est avec cette section du signal. Le C plus haut est, la plus similaire. Plus précisément, si l'énergie de signal et l'énergie de l'ondelette sont égales à 1, C peut être interprété comme coefficient de corrélation.

3. Se déplacer l'ondelette à droite et répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à sur tous les signaux.
4. Étirer l'ondelette et répéter l'étape 1 jusqu'à 3 .Figure III.12
5. Répéter les étapes 1 à 4 pour toutes les échelles quand on a fini toutes les étapes ci dessus, on fera produire les coefficients à différentes échelles par différentes sections du signal [44].

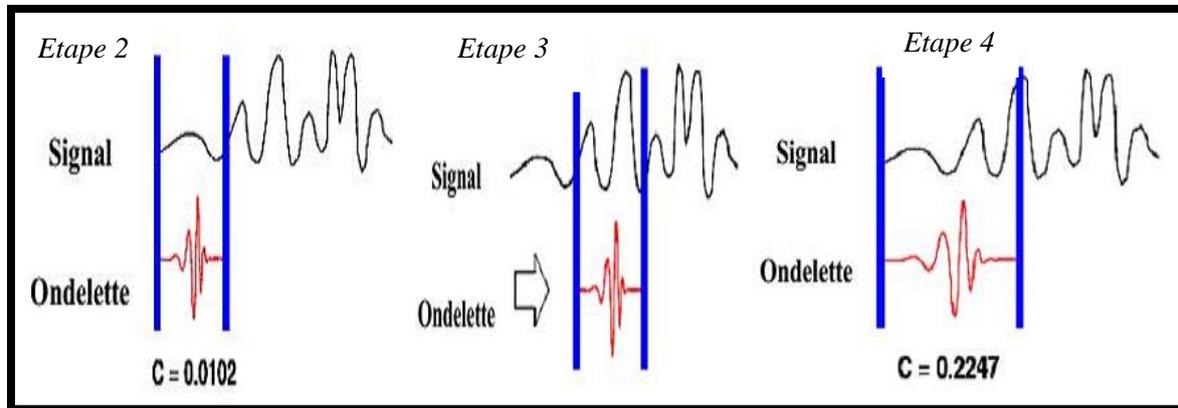


Figure III.12 Principe de la Transformée en Ondelette Continue

III.6.2 La transformation en ondelette discrète :

La transformée en ondelette continue ne peut pas réaliser sur les signaux discrets. En plus, le calcul des coefficients à chaque échelle possible dans le TOC est un nombre de travail, et il peut générer trop de données. Donc, on peut choisir un sous-ensemble d'échelles et positions. Une autre technique est la transformée en ondelette discrète.

La transformée en ondelette discrète, ou TOD (en anglais : Discrete Wavelet Transform, ou DWT) est une technique fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal d'original, en un temps de calcul notablement réduit. Le TOD translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes des facteurs d'échelle et de translation telles que :

$$a = a_0^j$$

$$b = kb_0 a_0^j$$

Où $a_0 > 1$; $b_0 > 0$; $k, j \in Z$

Les coefficients de la TOD sont définie par: [41]

$$D_x(a_0, b_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \Psi_b^a(t) dt \quad (\text{III. 9})$$

Avec
$$\Psi_b^a(t) dt = |a_0^j|^{-1/2} \Psi\left(\frac{t - kb_0 a_0^j}{a_0^j}\right) \quad (\text{III. 10})$$

Dans la majorité des cas, on utilise $a_0 = 2$ et $b_0 = 2$ l'on obtient la transformée en ondelette discrète dyadique.

On appelle transformée en ondelette discrète toute base d'ondelette travaillant avec un facteur d'échelle $a = 2^n$. Ce type de la transformée est pratique en implémentation sur tout système numérique.

Approximation et détail :

Pour beaucoup de signaux, le contenu de basse fréquence est la pièce la plus importante. Il est ce qui donne au signal son identité. Le contenu à haute fréquence, d'autre part, nous donne la saveur ou la nuance. Par exemple, avec la voix humaine, si vous enlevez les composants à haute fréquence, les bruits de voix différentes, mais vous pouvez comprendre ce qu'il a dit. Cependant, si vous enlevez assez des composants de basse fréquence, vous entendez le baragouin.

Une des raisons du succès de la transformée en ondelette est son implantation matérielle efficace. La méthode la plus répandue pour implanter une transformée en ondelette est l'utilisation de bancs de filtre sous forme d'une structure pyramidale, technique qui provient des travaux de Mallat.

Cette technique consiste à décomposer le signal avec la transformée en ondelette en passant par deux filtres. L'un est un passe bas pour avoir les approximations qui représentent l'allure générale du signal, et l'autre est un passe haut pour avoir ses détails, le schéma de la figure III.13 montre l'opération.

Les coefficients d'approximation $A_{j,k}$, de l'équation (III.11) [32], à la résolution 2^{j-1} sont obtenus à partir des coefficients d'approximation à la résolution 2^j par filtrage en utilisant un filtre de réponse impulsionnelle $h[n]$ suivie d'un décimateur d'ordre 2, et les coefficients de détail $d_{j,k}$ sont obtenus à partir des coefficients d'approximation $A_{j,k}$, de l'équation (III.12), par filtrage en utilisant un filtre de réponse impulsionnelle $g[n]$ suivie d'un décimateur d'ordre 2 (figure III.13).

$$A_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n] A_{j-1,2k+n} \quad (\text{III. 11})$$

$$D_{j,k} = \sqrt{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n] A_{j-1,2k+n} \quad (\text{III. 12})$$

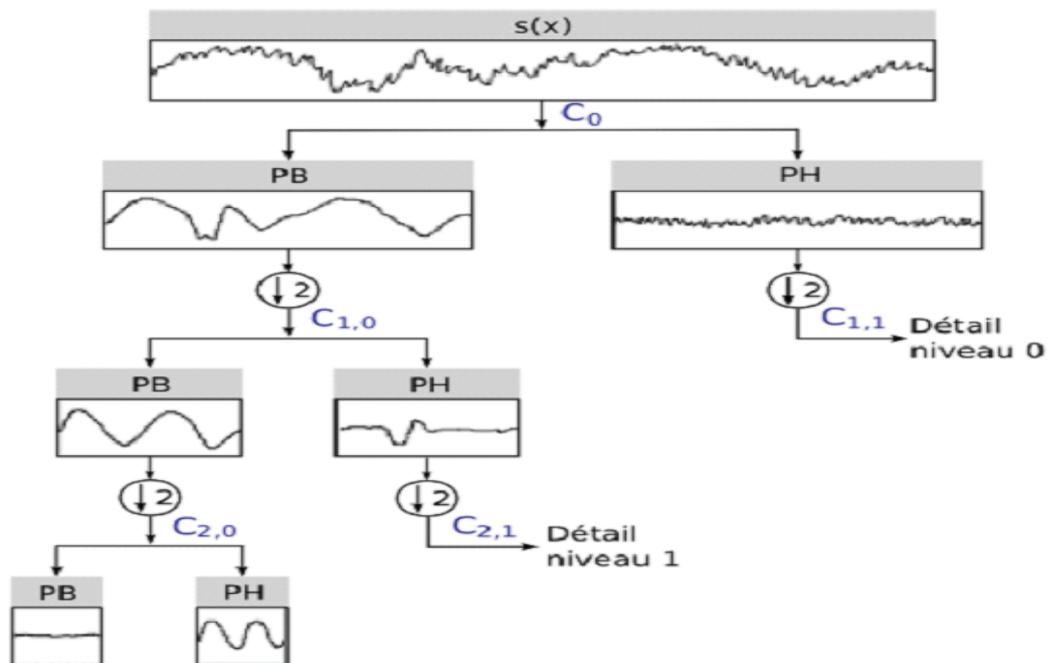


Figure III.13 Décomposition de signal en approximations et détails (PB : Passe Bas, PH : Passe Haut, $\downarrow 2$: décimation) [49].

Donc le signal décomposé s'écrit sous la forme (III.1) :

$$S(x) = d_0 + d_1 + d_2 + a_2 \quad (\text{III. 13})$$

III.7 Analyse multirésolution :

Plusieurs approches d'analyse en ondelettes discrète ont été élaborées, parmi elles on retrouve l'analyse multirésolution. La théorie de l'analyse multirésolution, développée par Y. Meyer et S. Malat. Cette partie a l'objectif de présenter la décomposition par ondelettes et l'analyse multirésolution. Les ondelettes permettent de représenter un signal, comme le font les fonctions cosinus dans l'analyse de Fourier. Elles autorisent une bonne localisation en temps et en fréquence, toute l'information se concentre sur très peu de coefficients. La décomposition se fait à partir d'un ensemble d'ondelettes de base obtenues à partir d'une ondelette 'mère' notée : $\psi(x)$. Cette base d'ondelette est obtenue par translation et dilatation. L'analyse temps-fréquence par transformation d'un signal dans la base de Fourier est limitée.

Il est impossible d'avoir une bonne localisation en temps et en fréquence, même en utilisant des méthodes à base de fenêtres glissantes à cause de la taille de la fenêtre d'analyse. L'analyse Multi résolution qui nous permet de s'affranchir de ce problème, le signal sera projeté sur des fonctions d'analyses pour toutes les résolutions 2^j qui composent le signal de longueur 2^j échantillons avec $j \in \mathbb{Z}$. En effet, comme nous le verrons par la suite, le signal

d'approximation de résolution 2^j sera ensuite décomposés pour la construction du signal d'approximation et de détails de résolution $2^{(j+1)}$, l'itération de ce processus conduit à un pavage temps-fréquence. L'analyse étant réversible sous certaines conditions, on peut reconstruire le niveau (i) d'approximation à partir des sous-bandes (i+1). Après plusieurs itérations le signal original peut être reconstruit. L'approximation d'une fonction à une résolution 2^j est déterminée par des moyennes locales sur 2^j échantillon. D'une façon plus formelle, l'approximation d'une fonction à la résolution 2^j est définie comme sa projection orthogonale sur un espace $V_j \in L^2(\mathbb{R})$. L'espace V_j regroupe toutes les approximations possibles à l'échelle 2^j .

La projection orthogonale de f sur V_j est la fonction $f_j \in V_j$ qui minimise la distance $\|f_j - f\|$. La transformée en ondelettes offre une étude pyramidale. L'analyse se fait à partir de dilatation et de translation de l'ondelette mère. Cette transformation décrit les détails d'un signal pour chaque niveau de résolution. Ces détails correspondent à la différence d'information entre deux niveaux de résolution successive [44].

Reconstruction d'Ondelette :

On a déjà abordé comment la transformée en ondelette est utilisée pour analyser ou décomposer des signaux ou une image. Pour synthétiser un signal, on le reconstruit à partir des coefficients d'ondelette. Où l'analyse d'ondelette inclus.

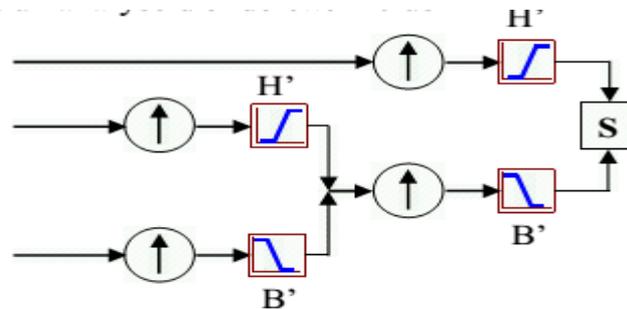


Figure III.14 La reconstruction d'ondelette

Le filtrage et le sous-échantillonnage, et la reconstruction contiennent le filtrage et le sur-échantillonnage. Le sur-échantillonnage est le processus d'allonger un composant de signal par insérer les zéros entre les échantillons. Pour reconstruire l'approximation de premier niveau A_1 à partir du vecteur de coefficient A_1 . Nous passons le vecteur A_1 de coefficient par le même processus que nous avons reconstruit le signal original.

Cependant, au lieu de le combiner avec le détail D_1 de niveau un, nous chargeons un vecteurs des zéros au lieu du vecteur de coefficients de détail. Le processus rend une approximation reconstruite A_1 , qui a la même longueur que le signal original S et qui est une

vraie approximation de lui. De même, nous pouvons reconstruire le détail de premier niveau D1, en utilisant.

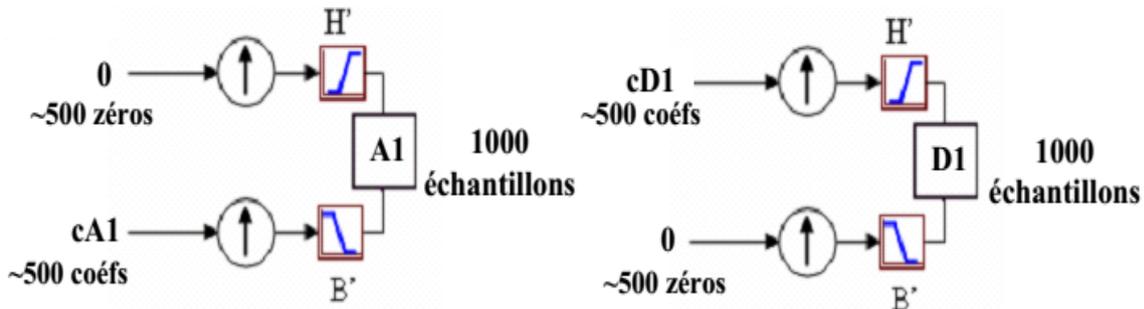


Figure III.15 Le détail et l'approximation reconstruite

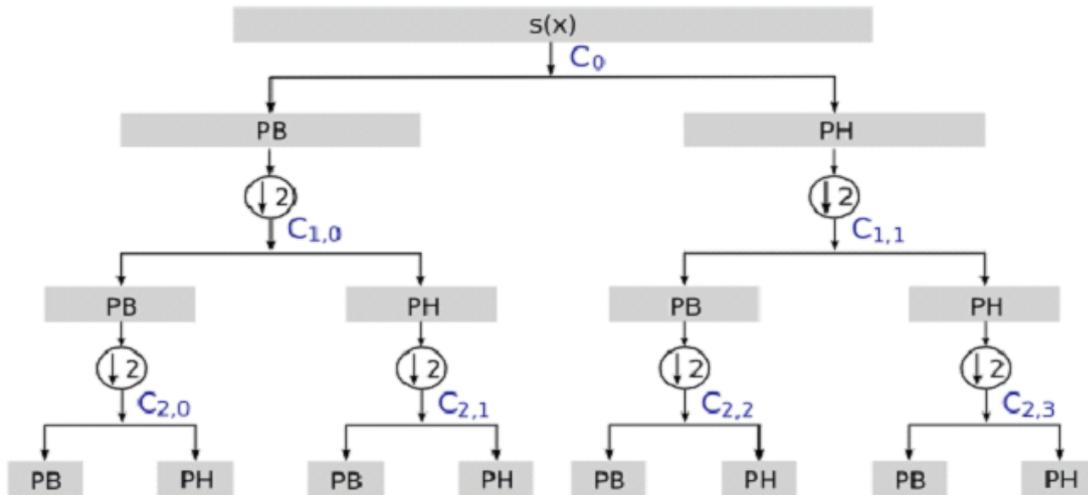
En fait, on combine les deux comme suivant : $A1+D1= S$, parce que les coefficients de vecteur A1 et D1 ont été produits par sous-échantillonnage et sont seulement moitié de la longueur du signal original, donc, on ne peut pas directement être combiné pour reproduire le signal. Il est nécessaire de reconstruire les approximations et les détails avant de les combiner. À partir de cela, on peut réaliser la technique synthèse à multi niveaux [44].

III.8 La transformée en paquet d'ondelettes :

La méthode de paquet d'ondelettes est une généralisation de la décomposition en ondelettes qui offre une gamme plus riche de possibilités pour l'analyse du signal. Dans l'analyse en ondelette, un signal est décomposé en approximations et en détails. L'approximation est alors elle-même coupée en approximation et détail de deuxième niveau, et le processus est répété. Pour une décomposition de « n » niveaux, il y a (n+1) manières possibles de décomposer ou coder le signal [46].

Dans l'analyse en paquets d'ondelettes, les détails aussi bien que les approximations peuvent être décomposés. Ceci rapporte plus de $2n+1$ de différentes décompositions du signal. L'arbre de décomposition en paquets d'ondelettes a représenté dans la figure III.16.

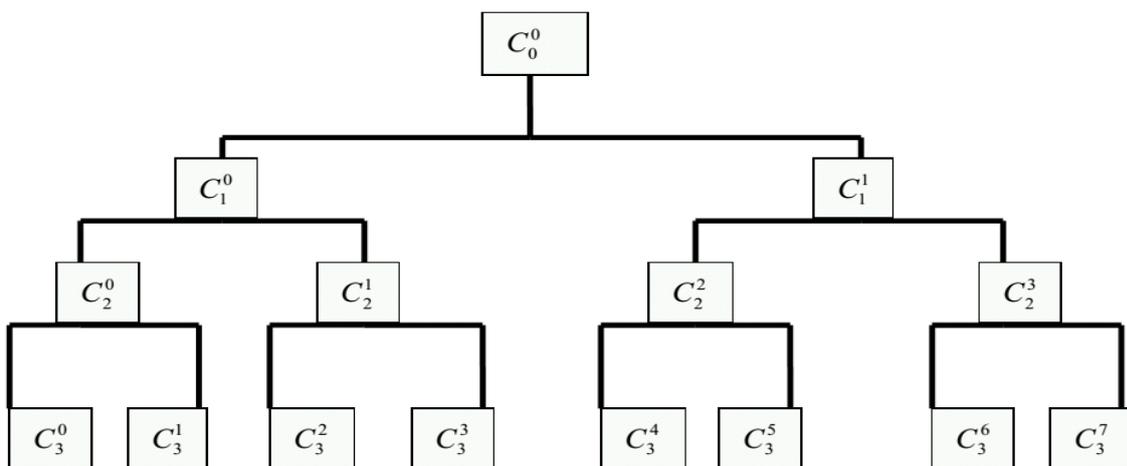
Dans le cas de la détection des défauts de roulements, cette technique permet d'obtenir la même finesse d'analyse quelles que soient les fréquences investiguées.



La figure III.16 Schéma de l'algorithme de décomposition en paquets d'ondelette d'un signal $s(t)$. Les coefficients sont obtenus par filtrages successifs passe haut (PH) et passe bas (PB) puis décimation ($\downarrow 2$).

Signification temps fréquence de la décomposition en paquets d'ondelette :

À chaque niveau j , chaque paquet C_j^p qui a le même sens qu'un détail d_j de la DWT, contient de l'information relative à tout le signal dans une bande de fréquences indiquée par p . A chaque niveau, on a donc une segmentation fréquentielle de la représentation. Lorsqu'on descend dans l'arbre, les bandes de fréquences sont de plus en plus étroites et l'information concentrée sur de moins en moins de points. Pour le cas où $j=0$, on est alors au signal original (projection de x dans V_0) et pour un niveau j quelconque les nœuds sont numérotés de $p=0$ jusqu'à 2^j-1 . La figure III.17 montre l'indexation de l'arbre de la décomposition en paquets d'ondelette pour $j=0$, jusqu'à $j=3$.



La figure III.17 Arbre de décomposition en paquets d'ondelettes $j=3, p=0, \dots, 7$

III.9 Problème du choix de l'ondelette mère :

Avant de réaliser une analyse par ondelettes, il faut choisir la fonction analysante (L'ondelette mère). La forme de l'ondelette est importante, mais il est important aussi de bien choisir sa durée et sa largeur de bande. Ces deux paramètres déterminent les résolutions de la transformée dans les domaines temporel et fréquentiel. Il existe un grand nombre de familles d'ondelettes qui peuvent être divisées en deux catégories:

- 1) Les ondelettes à filtres qui sont associées à des analyses multirésolution orthogonales (ondelettes discrètes) telles que les ondelettes de Daubechies (db1...db20), Symlet.
- 2) Les ondelettes sans filtre qui sont utiles pour la transformée en ondelette continuant.

Qui comprennent l'ondelette gaussienne, le chapeau mexicain, l'ondelette de Morlet, l'ondelette gaussienne complexe. Ces ondelettes présentent des propriétés de régularité infinie, de symétrie, de reconstruction possible et d'expression explicite. La symétrie permet d'assurer une meilleure invariance par translation et donc fournit une localisation temporelle plus fiable.

III.10 Application des ondelettes dans la détection des défauts mécaniques :

Les ondelettes ont de nombreuses applications dans l'analyse des signaux vibratoire. Les ondelettes n'ont pas été utilisées séparément. Mais, elles ont été associées à d'autres techniques d'analyse. Le tableau III.3 résume ces applications depuis 1997 jusqu'à 2012. D'après cette étude, nous pouvons remarquer que différentes ondelettes et techniques ont été utilisées pour le même type de signal de roulement.

Tableau III.3 Les applications de la transformée en ondelettes dans la détection des défauts de roulement (Type désigne le type d'ondelette) [32]

Type	Méthodes	Technique	Élément mécanique	Auteurs	ondelette	Type du signal
DWT	ANN, MSE	Vibration	roulement	Paya1997	Db4	Réel (westland)
CWT	Entropy, Scalogramme	Vibration	roulement	Jinl2000	Morlet Haar	simulé
WP	Spectre, moyenne, variance	Vibration	Roulement	Nikolaou2000	Db12	Simulé, réel
DWT	RMS, Kurtosis, spectre	Vibration	Roulement (défaut multiple et simple)	Prab2000	Db4	Réel
WP	Moyenne, STD, spectre	Vibration	Roulement	Nikolou2002a Nikolou2002b	Db12 Morlet	Simulé, réel
CWT	Envelop, Hilbert	Vibration	Roulement	Yuht2009	Morlet	Réel, simulation Signal roulement
DWT	ANN, RMS, logique flou	Vibration	Roulement	Singg2009	Morlet, Meyer, Db10, chapeau mexicain	Réel
CWT	K-s test	Vibration	roulement	Zhuz2009	Morlet	simulé

CWT	STD, variance, Kurtosis, M4	Vibration	roulement	Rafie2010	Toutes les ondelettes	Réel
DWT	Spectre, scalogramme	Vibration	Roulement	Kunf2011	Laplace Ondelette	Simulation (roulement)
CWT	SVM,RMS, Kurtosis	Vibration	Roulement	Konar2011	Db10, Morlet	Réel
CWT	Algorithmes génétiques	Vibration	Roulement	Wensheng2010	Morlet	Simulé, réel
WPT	EMD, énergie, ANN	Vibration	Roulement	Bin2012	Db	Simulé, réel
lifting	Seuillage	Vibration	Roulement	Bing2012	Ondelette morphologique	Simulé, réel

III.11 Les Réseaux De Neurones :

Bien que les réseaux de neurones tirent leur origine de la neurobiologie, ils doivent être considérés comme des outils mathématiques et statistiques, dont l'intérêt industriel ne doit rien à la biologie. Dans cette présentation, nous résumons brièvement les propriétés fondamentales des réseaux de neurones ainsi que les raisons pour lesquelles ils sont utiles en modélisation de procédés industriels.

III.11.1 Historique :

L'origine de l'inspiration des réseaux de neurones artificiels remonte à 1890 où W. James, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. Il propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.

Quelques années plus tard en 1943 avec les travaux de Mc Culloch et Pitts qui montrent qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction booléenne et donc émuler un ordinateur.

En 1969 Rosenblatt propose le premier algorithme d'apprentissage, qui permet d'ajuster les paramètres d'un neurone.

En 1969, Minsky et Papert publient le livre Perceptrons dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. Ce livre aura une influence telle que la plupart des chercheurs quitteront le champ de recherche sur les réseaux de neurones.

En 1982, Hopfield propose des réseaux de neurones associatifs et l'intérêt pour les réseaux de neurones renaît chez les scientifiques [50].

En 1986, Rumelhart, Hinton et Williams publient, l'algorithme de la rétropropagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches. À

partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90.

L'avantage fondamental des réseaux de neurones par rapport aux modèles statistiques Traditionnels réside dans le fait qu'ils permettent d'automatiser la découverte des dépendances les plus importantes du point de vue de la prédiction du processus.

III.11.2 Présentation des réseaux de neurones :

Le principe des réseaux de neurones s'inspire des neurones biologiques. Le modèle du neurone formel se comporte comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées, suivie d'une non-linéarité, appelée fonction d'activation, responsable du comportement du neurone.

Un réseau de neurones comprend un certain nombre de couches de neurones Interconnectés : Couches d'entrées, couches cachées et couches de sortie. L'entrée représentée par les nœuds des sources fournit des poids d'accès physiques pour l'application des signaux d'entrer. Les neurones dans la couche cachée se comportent comme des détecteurs de caractéristique. Tandis que, les neurones dans la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau, ou la réponse aux signaux d'entrée (Fig. III.18). Une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées.

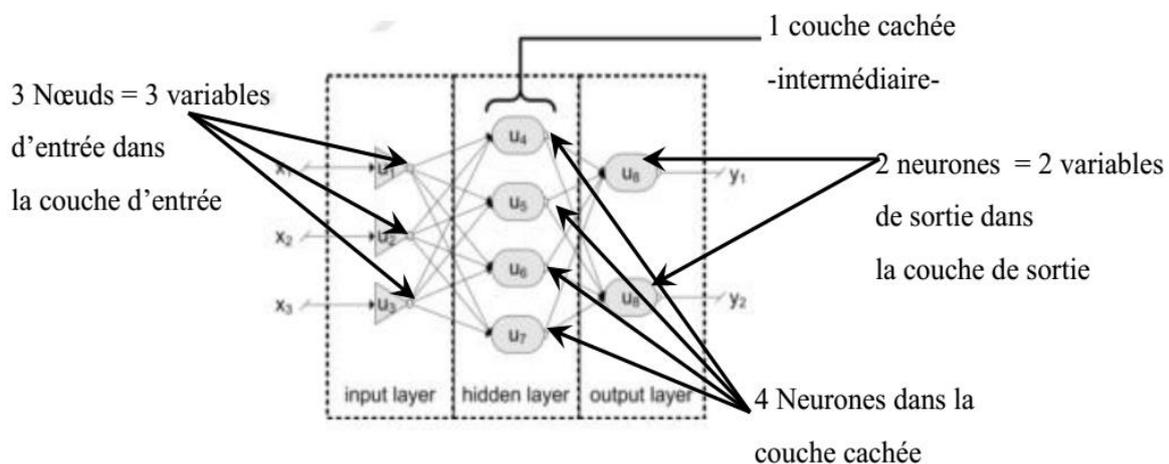


Fig. III.18 Organigramme d'un réseau de neurones

Un réseau de neurones est constitué de cellules (ou neurones), connecté entre elles par des liaisons affectées de poids. Ces liaisons permettent à chaque cellule de disposer d'un canal pour envoyer et recevoir des signaux en provenance d'autres cellules du réseau. Chacune de ces connexions reçoit un poids (une pondération), qui détermine son impact sur les cellules

qu'elle connecte. Chaque cellule dispose ainsi d'une entrée, qui lui permet de recevoir de l'information d'autres cellules, mais aussi de ce que l'on appelle une fonction d'activation [50].

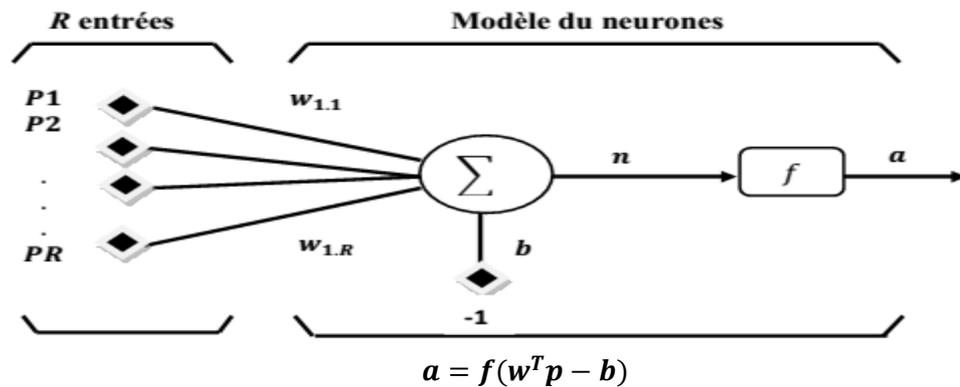


Figure III.19 Modèle d'un neurone artificiel

En suivant les notations présentées à la section précédente, les R entrées du neurone correspondent au vecteur $p = [p_1 p_2 \dots p_R]^T$ alors que $\omega = w [\omega_{1,1} \omega_{1,2} \dots \omega_{1,R}]^T$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante : $n = \sum_{j=1}^R \omega_{1,j} p_j - b = \omega_{1,1} p_1 + \omega_{1,2} p_2 + \dots + \omega_{1,R} p_{1R} - b$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$n = W^T p - b$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif.

Pour pouvoir simuler un réseau de neurones, nous allons rendre le temps discret dans nos équations. Autrement dit, nous allons supposer que tous les neurones sont synchrones, c'est-à-dire qu'à chaque temps t , ils vont simultanément calculer leur somme pondérée et produire une sortie $a(t) = f(n(t))$.

Revenons donc à notre modèle tel que formulé par l'équation III.14 et ajoutons la fonction d'activation f pour obtenir la sortie du neurone :

$$a = f(n) = f(w^T p - b) \quad (\text{III. 14})$$

En remplaçant w^T par une matrice $W = w^T$ d'une seule ligne, on obtient une forme générale:

$$a = f(Wp - b) \quad (\text{III. 15})$$

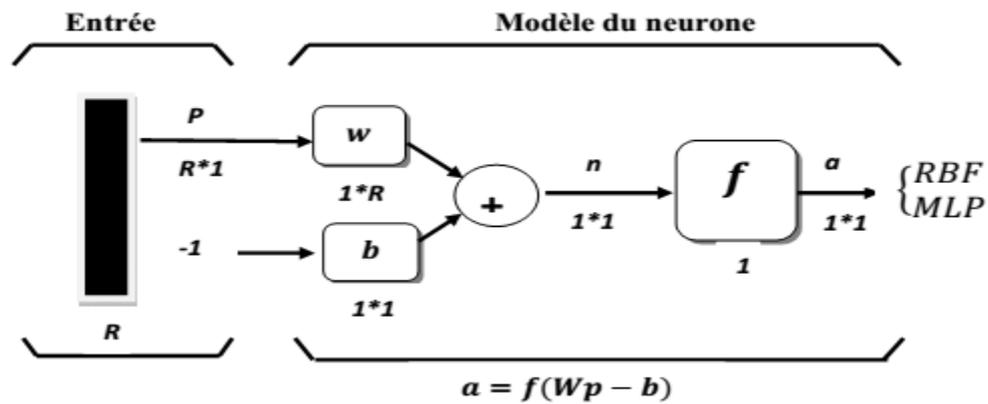


Figure III.20 : Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel.

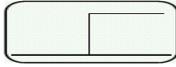
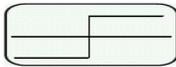
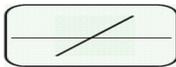
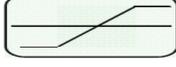
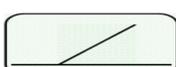
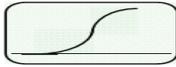
L'équation III.5 nous amène à introduire un schéma de notre modèle plus compact que celui de la figure III.19 et III.20 illustre celui-ci. On y représente les rentrées comme un rectangle noir (le nombre d'entrées est indiqué sous le rectangle). De ce rectangle sort le vecteur p dont la dimension matricielle est $R \times 1$.

Ce vecteur est multiplié par une matrice W qui contient les poids (synaptiques) des neurones. Dans le cas d'un neurone simple, cette matrice possède la dimension $1 \times R$. Le résultat de la multiplication correspond au niveau d'activation qui est ensuite comparée au seuil b (un scalaire) par soustraction. Finalement, la sortie du neurone est calculée par la fonction d'activation f . La sortie d'un neurone est toujours un scalaire.

III.11.3 Fonctions de transfert :

Jusqu'à présent, nous n'avons pas spécifié la nature de la fonction d'activation de notre modèle. Il se trouve que plusieurs possibilités existent. Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonctions d'activation du neurone sont énumérées au tableau III.4. Les trois les plus utilisées sont les fonctions «seuil» (en anglais «hard limit»), «linéaire» et «sigmoïde».

Tableau III.4 Fonctions de transfert $a = f(n)$

Nom de la fonction	Relation d'entrée / sortie	Icône
Seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
Linéaire	$a = n$	
Linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
Linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
Linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
Sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
Tangente hyperbolique	$a = \frac{e^{-n} - e^n}{e^{-n} + e^n}$	

III.11.4 Les type de Réseaux de Neurones :

III.11.4.1 Fonctions à bases radiales :

Les fonctions à bases radiales (Radial Basis Function ou RBF), sont apparues à la fin des années 80 comme des variantes des réseaux de neurones. Cependant, leurs racines se retrouvent dans les techniques de reconnaissance de formes les plus anciennes comme les fonctions de potentiel (traduction de *potential functions*). Un RBF est constitué uniquement de 3 couches : la couche d'entrée qui retransmet les entrées sans distorsion, la couche cachée RBF qui contient les neurones RBF et la couche de sortie, une simple couche contenant une fonction linéaire.

Il y a 4 paramètres principaux à régler dans un réseau RBF :

- 1-Le nombre de neurones RBF (nombre de neurones dans l'unique couche cachée)
2. La position des centres des gaussiennes de chacun des neurones.
3. La largeur de ces gaussiennes.
4. Le poids des connexions entre les neurones RBF et le(s) neurone(s) de sortie.

Toute modification d'un de ces paramètres entraîne directement un changement du comportement du réseau.

III.11.4.2 Les réseaux non bouclés :

Un réseau de neurones non bouclé, appelé aussi réseau statique, est un réseau dont le graphe des connexions est à cyclique; il réalise une fonction algébrique non linéaire de ses entrées. Comme nous l'avons indiqué au paragraphe précédent, on utilise généralement, pour la modélisation de processus, un réseau comprenant un neurone de sortie linéaire ; un tel réseau réalise donc une combinaison linéaire paramétrée de fonctions non linéaires paramétrées des variables.

Si ces dernières sont les valeurs, décalées d'une période d'échantillonnage, d'un même signal, un tel réseau constitue un filtre non linéaire transverse à temps discret [51].

III.11.4.3 Les réseaux bouclés :

Un réseau de neurones bouclé, appelé aussi réseau dynamique, est un réseau dont le graphe des connexions peut contenir des cycles. Dans un réseau à temps discret, un retard (entier positif ou nul) est associé à chaque connexion; pour que le réseau soit causal, tout cycle du graphe des connexions doit être tel que la somme des retards associés à chacune des connexions du cycle soit non nulle. Un réseau bouclé à temps discret est régi par une équation aux différences récursives. Il constitue un filtre transverse non linéaire [51].

III.11.5 Algorithmes d'apprentissage :

Comme le cerveau humain, les réseaux de neurones artificiels (RNA) peuvent apprendre par expérience. Ainsi, suite à l'application séquentielle de plusieurs entrées à apprendre, les algorithmes d'apprentissage modifient la valeur de poids entre les neurones ainsi que la valeur des biais de façon à améliorer la performance du RNA.

En fait, l'ajustement des poids est plus ou moins efficace tout dépendamment de la connaissance que nous avons du système à modéliser ou du problème à résoudre, ainsi trois grandes classes d'apprentissage existent.

III.11.5.1 Apprentissage non supervisé :

Ce type d'apprentissage est choisis lorsqu'il n'y a pas de connaissance à priori des sorties désirés pour des entrées données. En fait, c'est de l'apprentissage par exploration ou l'algorithme d'apprentissage ajuste les poids des liens entre neurones de façon à maximiser la qualité de classification des entrées.

III.11.5.2 Apprentissage par renforcement :

Dans ce cas, bien que les sorties idéales ne soient pas connues directement, il y a un moyen quelconque de connaître si les sorties du RNA s'approchent ou s'éloignent du but visé. Ainsi, les poids sont ajustés de façons plus ou moins aléatoires et la modification est conservée si l'impact est positif ou rejeté sinon.

III.11.5.3 L'apprentissage supervisé (back propagation) :

Cet algorithme d'apprentissage ne peut être utilisé que lorsque les combinaisons d'entrées sorties désirées sont connues. L'apprentissage est alors facilité et par là, beaucoup plus rapide que pour les deux autres algorithmes puisque l'ajustement des poids est fait directement à partir de l'erreur, soit la différence entre la sortie obtenue par le RNA et la sortie désirée. Une fois le type d'apprentissage choisi selon les connaissances à priori du problème à résoudre, un autre aspect important consiste à déterminer si le réseau de neurones, dans sa phase d'exploitation, sera statique ou dynamique. Dans le premier cas, un pré-apprentissage sera effectué alors que dans le second, un apprentissage continu sera requis pour permettre au RNA de réagir aux changements de son environnement.

Dans notre mémoire nous allons utiliser l'apprentissage supervisé :

Dans un apprentissage supervisé, on présente au réseau de neurones les entrées et les sorties désirées correspondantes. Ici le réseau s'adapte par une comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies et la réponse attendue en sortie. De cette façon, le réseau va modifier ses poids jusqu'à ce que le résultat soit le plus proche possible de la sortie désirée, correspondant à une entrée donnée.

III.12 Choix de langage MATLAB (version R2012a-7.17.0.739):

MATLAB: est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques « traitement du signal, imagerie,etc.», d'où le choix de ce langage qui nous permettra de traiter les signaux avec efficacité et rapidité.

MATLAB est doté d'un environnement simple et convivial et contient de nombreuses boîtes à outils (réseaux de neurones, ondelettes, statistiques, etc.).

III.13 Conclusion :

Ce chapitre a sommairement présenté les bases théoriques de la transformée en ondelettes. Après avoir rappelé la transformée de Fourier, nous avons discuté de la limitation de cette dernière vis-à-vis des signaux non stationnaires. Une solution à ce problème a été introduite : la transformée de Fourier à fenêtre glissante. Mais, celle-ci n'est pas pleinement adéquate à cause du choix de la fenêtre d'analyse qui pourra compromettre les notions de résolution et de stationnaires du signal analysé. Cela nous a conduit à introduire la transformée en ondelette comme outil très performant dans l'analyse des signaux non stationnaires, nous avons exposé une vue générale d'ondelettes orthogonales ainsi que les paquets d'ondelettes ont été effectués vu leur importance et leur utilisation dans le cadre de ce projet.

Enfin, nous avons décrit le principe de la surveillance d'équipements industriels par des réseaux de neurones, où on a vu les différentes étapes de l'élaboration d'un système de diagnostic par reconnaissance la localisation et diamètre du défaut, en utilisant des réseaux de neurones. Ces derniers peuvent fournir une solution intéressante pour des problématiques de surveillance l'agent de la maintenance.

Dans le chapitre suivant, on va appliquer la transformée en ondelettes pour détecter des défauts de différentes tailles et natures qui induits par les roulements.

Chapitre IV

Diagnostic des défauts de roulements par classification neuronale et transformée en ondelettes

IV.1. Objectifs du travail :

L'objectif de ce travail, décrit par le schéma de la fig. IV.1, est la détermination de l'ondelette optimale pour la détection des défauts de roulements en utilisant un classificateur basé sur les réseaux de neurones.

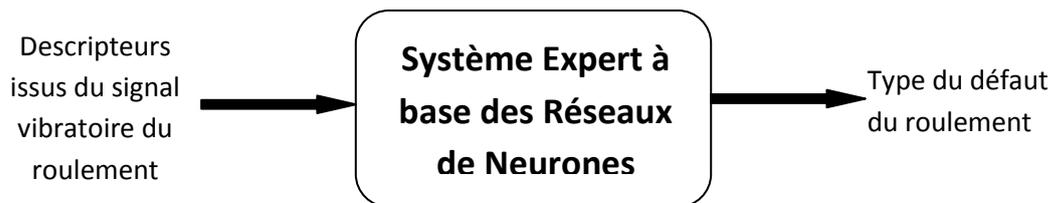


Figure IV.1 Schéma du système expert

Dans la première partie, un système expert basé sur un réseau de neurones artificiels (RNA) est établi. La structure de ce RNA est mise en œuvre en utilisant comme entrées des descripteurs temporels et fréquentiels issus d'un signal vibratoire mesuré sur un roulement endommagé. Ensuite, et en employant le RNA déjà élaboré, nous utilisons l'analyse par la transformée en ondelettes pour extraire, à partir des signaux vibratoires issus des roulements, les caractéristiques pertinentes reflétant le mieux l'état du roulement à surveiller et, notamment, la détection des différents défauts du roulement. En outre, nous cherchons l'ondelette optimale engendrant des indicateurs représentant le mieux l'évolution de l'état des roulements et permettant, ainsi, une meilleure détection des défauts.

IV.2. Etude du système de roulement :

IV. 2.1. Banc d'essai des roulements "Bearing Data Center" :

Des signaux de vibrations (accélérations) sont obtenus en exploitant les données mises à disposition sur le site du Case Western Reserve University (CWRU, Bearing Data Center) [52]. Les signaux sont mesurés, à une fréquence d'échantillonnage $F_e = 12$ kHz durant 10 sec, sur une machine électrique triphasée de 1.5 kW (2 hp : horse power) couplé à une charge qui détermine sa vitesse. L'enregistreur de données est équipé de filtres passe-bas à l'étage d'entrée pour l'anti-aliasing. Étant donné que la fréquence maximale des signaux de vibration ne dépasse pas 5 kHz, la fréquence d'échantillonnage est suffisante.

Les données ont été acquises à partir des paliers roulants sous différentes charges et différentes conditions des roulements. Comme illustré par la figure IV.2, les roulements à billes sont installés dans un moteur à induction entraîné par un système mécanique.

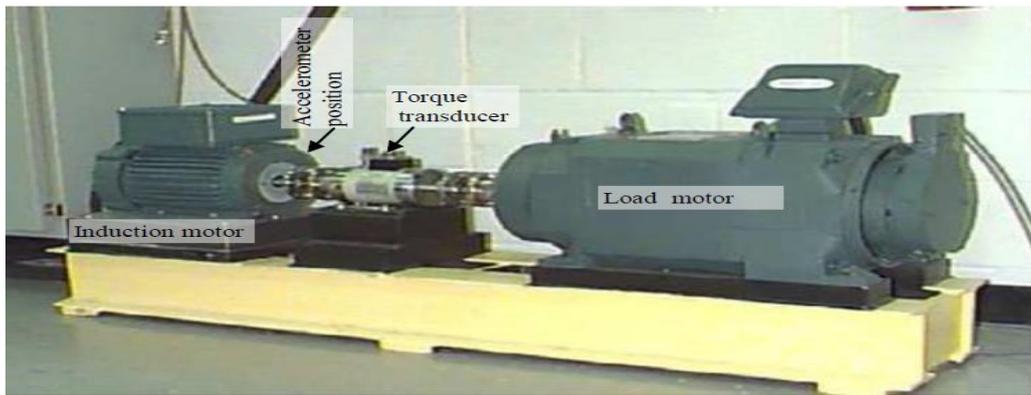


Figure IV.2 Banc d'essai de roulements

Les roulements utilisés dans ce travail sont des roulements à billes de type de SKF 6205. Des défauts de bague interne, bague externe et défauts de billes sont introduits dans les roulements par électroérosion (Electrical Discharge Machining : EDM). La technique EDM est un procédé de traitement de métaux durs ou des composants mécaniques qui ne pouvaient pas être pénétrée avec des procédés classiques. Le défaut correspond alors à un trou circulaire, sa taille est ainsi définie par son diamètre. Les diamètres des défauts sont de 0.1778 mm (0.007 inches), 0.3556 mm (0.014 in), 0.5334 mm (0.021 in) et 0.7112 mm (0.028 in) correspondant à des défauts naissant, modéré, sévère et très sévère respectivement. Chaque roulement a été testé avec quatre différentes charges (0, 1, 2 et 3charges). Pour les quatre conditions de charge, les signaux ont été mesurés avec des vitesses de rotation de l'ordre de 1797 *tr/mn*, 1772 *tr/mn*, 1750 *tr/mn*, et 1730 *tr/mn* respectivement. L'ensemble des données est acquis à l'aide d'accéléromètres fixés sur la cage du moteur par des aimants sous quatre conditions de fonctionnement différentes: condition normale, défaut de la bille (BF), défaut dans la bague interne (IRF), et défaut dans la bague externe (ORF).

Les capteurs sont placés à la position 12 heures (verticale) pour les défauts de billes et les défauts de la cage interne. Puisque les défauts de la bague externe sont des défauts stationnaires, le placement du défaut relativement à la zone de charge du roulement influe directement sur la réponse vibratoire du système moteur/roulement. Ainsi, et en vue de considérer cet effet, des essais sont effectués avec des défauts de la bague externe situés aux positions 3 heures (directement dans la zone de charge), 6 heures (orthogonale à la zone de charge) et 12 heures comme illustré par la figure IV.3.

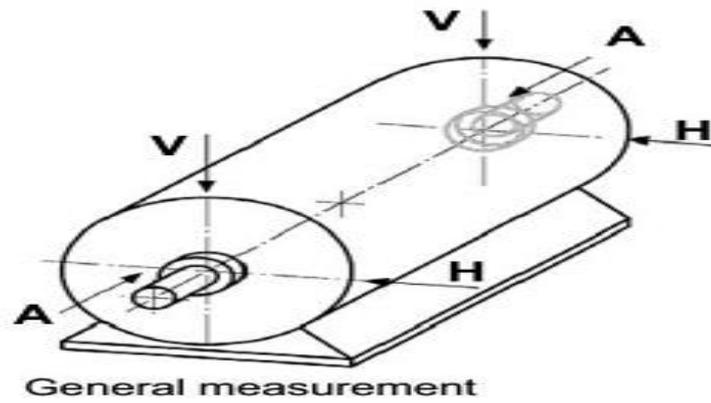


Figure IV.3 la position des capteurs

La Figure IV.4 montre des échantillons des signaux temporels de vibration pour les roulements normaux et défectueux.

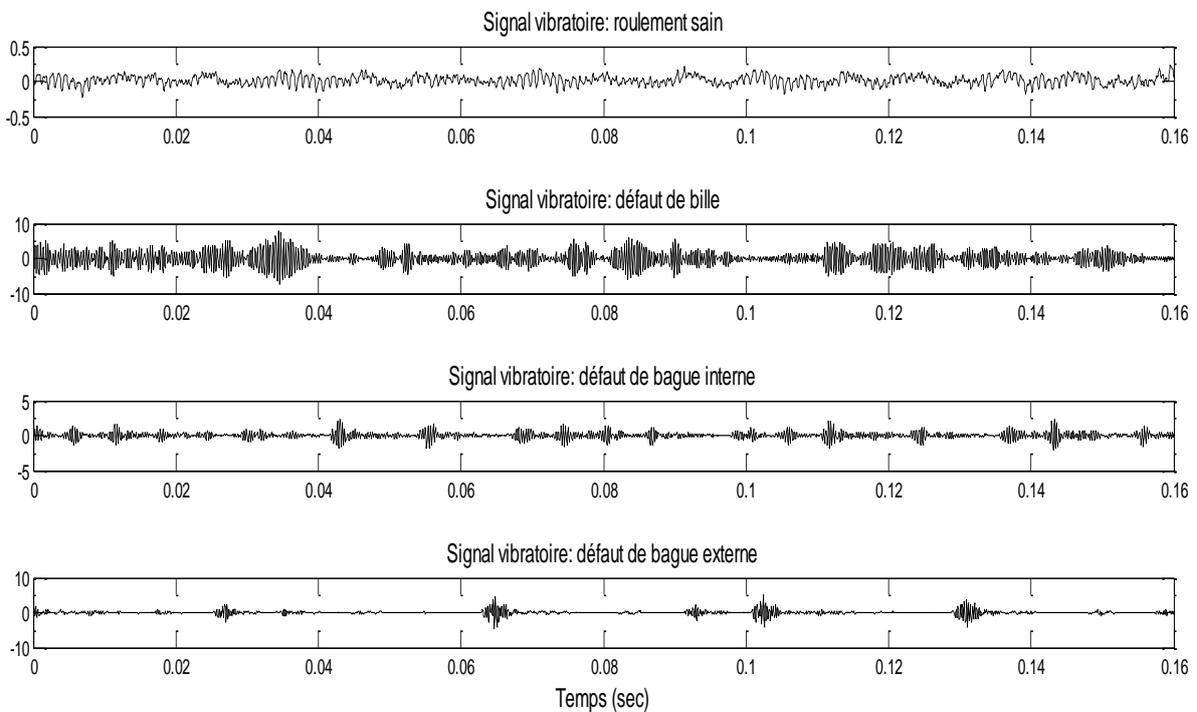


Figure IV.4 : Signaux vibratoires de roulements sains et défectueux.

IV. 2.2 Formation de la base de données :

Le but de ce travail est la détection des défauts de roulements en utilisant les réseaux de neurones, d'où la nécessité d'une base de données assez riche. Comme déjà mentionné, la base de données de « Case Western Reserve University » est utilisée en considérant :

- La machine est couplée à une seule charge (one load case) : Vitesse de rotation $1772tr/mn$;
- La fréquence d'échantillonnage est de $12 kHz$;
- Les quatre conditions du roulement sont considérées :
 - Normal
 - Défaut de bille
 - Défaut dans la bague interne
 - Défaut dans la bague externe
- Les trois diamètres des défauts sont pris en compte: 0.007, 0.014 et 0.021 inches.

Avec une durée d'enregistrement d'environ $10 sec$ et une fréquence d'échantillonnage de $12000 points/sec$, nous aurons pour chaque défaut, en considérant les trois diamètres, un signal composé d'approximativement 36×10^4 échantillons. Le signal obtenu est décomposé en segments ayant chacun 2000 échantillons ce qui représente environ 5 tours de la machine. Nous obtenons ainsi 180 signaux pour chaque type défaut. Cet ensemble de signaux sera utilisé pour l'apprentissage et le test du réseau de neurones.

IV. 3 Méthodes d'analyse :

Il existe différents outils d'analyse vibratoire permettant de détecter et de diagnostiquer l'apparition des défauts dans les roulements. De nombreuses publications synthétisent ses différentes méthodes ou outils. Elles sont généralement classées en deux grandes familles.

IV. 3.1 Descripteurs temporels :

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal à travers des indicateurs dits "globaux". Ces indicateurs évaluent l'état de fonctionnement global des équipements mais ne localisent pas le défaut. L'amplitude des chocs appliqués au roulement dépend directement du diamètre du défaut. Plus le défaut est grand, plus le choc est grand. Le signal vibratoire, qui est la réponse aux chocs, est aussi directement relié à la dimension du défaut.

Pour caractériser un signal vibratoire, plusieurs descripteurs temporels existent permettant d'avoir une information par le moyen d'une valeur unique. Les plus connues sont le PEAK (valeur maximale), le RMS (Root Mean Square) qui représente la valeur efficace du signal, le facteur de crête, impulse factor, le Kurtosis, le Talaf et le Thikat. Le tableau suivant résume les principaux descripteurs conventionnels.

Tableau IV.1 Descripteurs temporels.

peak	$peak = SUP_{1 \leq K \leq N} a_k $	(IV.1)
Root Mean Square	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{K=1}^N a_k^2}$	(IV.2)
Crest Factor	$CF = \frac{peak}{RMS}$	(IV.3)
Kurtosis	$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{K=1}^N (a_k - \bar{a})^4}{RMS^4}$	(IV.4)
Impulse Factor	$ImF = \frac{peak}{\frac{1}{N} \sum_{K=1}^N a_k }$	(IV.5)
TALAF	$TALAF = \log \left[Ku + \frac{RMS}{RMS_0} \right]$	(IV.6)
THIKAT	$THIKAT = \log \left[(ku)^{CF} + \left(\frac{RMS}{RMS_0} \right)^{peak} \right]$	(IV.7)

Où RMS_0 représente la valeur efficace du roulement sans défaut ou bien une valeur initiale qu'on relève au début de la surveillance vibratoire.

IV. 3.2 Descripteurs fréquentiels :

Les descripteurs fréquentiels qui sont plus utilisés dans la reconnaissance de l'emplacement du défaut. Les roulements défectueux génèrent des vibrations de fréquences égales aux vitesses de rotation de chaque pièce du roulement.

La figure IV.5 illustre les cotes de fabrication d'un roulement :

- BD: Diameter de Bille.
- PD: Diameter primitive.
- β : Angle de contact.

L'angle de contact β est l'angle que fait la ligne de contact du roulement avec la direction radiale ($\beta = 0$).

- n : le nombre d'éléments roulants ($n = 9$).

Pour chaque type de roulement et en fonction de ses cotes de fabrication, Nous avons trois paramètres fréquentiels :

- fréquence de passage des billes sur la bague extérieure f_{outer} (BPFO : Ball Pass Frequency of the Outer race (Hz)).
- Passage des billes sur la bague intérieure f_{inner} (BPFI : Ball Pass Frequency of the Inner race (Hz)).

- La fréquence de rotation de la bille f_{ball} (BSF : Ball Spin Frequency (Hz)).
- la fréquence de rotation f_r qui, pour une vitesse de rotation de $N = 1772 \text{ rpm}$, est égale à :

$$f_r = \frac{N}{60} = 29.53 \text{ Hz}$$

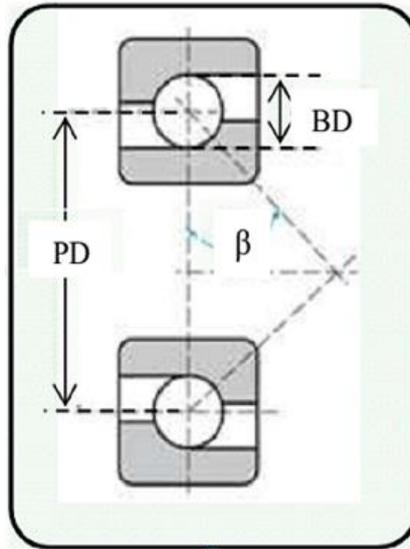


Figure IV.5 Caractéristiques géométriques d'un roulement.

En se basant sur les caractéristiques du roulement 6205-2RS JEM SKF données dans le tableau IV.2,

Tableau IV.2: Caractéristiques du roulement et des fréquences des défauts.

Diamètre Intérieur (mm)	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de Bille(BD)	Diamètre primitive(PD)
25	51.99	15	7.94	39.03

Les fréquences caractéristiques sont déterminées à partir de la géométrie du roulement et de la cinématique de la machine étudiée. Elles sont données par les équations suivantes

$$BPFO = f_{outer} \text{ (Hz)} = \frac{n}{2} f_r \left(1 - \frac{BD}{PD} \cos\beta \right) \quad \text{(IV.8)}$$

$$BPFI = f_{inner} \text{ (Hz)} = \frac{n}{2} f_r \left(1 + \frac{BD}{PD} \cos\beta \right) \quad \text{(IV.9)}$$

$$BSF = f_{ball} \text{ (Hz)} = f_r \frac{PD}{BD} \left[1 - \left(\frac{BD}{PD} \cos\beta \right)^2 \right] \quad \text{(IV.10)}$$

Tableau IV.3: fréquences Caractéristiques du roulement 6205-2RS JEM SKF

f_{outer}	f_{inner}	f_{ball}
159.90 Hz	105.92 Hz	139.24 Hz

Puisque la plupart des vibrations issues des roulements sont périodiques, il est facile d'extraire les descripteurs fréquentiels en employant la transformée de Fourier via le fameux et puissant algorithme de la FFT.

Comme déjà mentionné, la base de données utilisée est formée de signaux ayant chacun 2000 échantillons prélevé avec une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz. La procédure de la transformation de Fourier avec une FFT de 2048 points est donnée par :

$$D(k) = \sum_{n=0}^{N-1} d(n)e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (IV.11)$$

$$k = 0, 1, \dots, N-1$$

Avec $N = 2040$ et $d(n), 0 \leq n \leq N-1$ est la séquence du signal temporel. La densité spectrale de puissance (DSP), obtenu comme suit :

$$P(0) = |D(0)|^2 \quad (IV.12)$$

$$P(k) = [|D(k)|^2 + |D(N-K)|^2] \quad (IV.13)$$

$$k = 1, 2, \dots, N/2 - 1$$

$$P\left(\frac{N}{2}\right) = \left|D\left(\frac{N}{2}\right)\right|^2 \quad (IV.14)$$

Ensuite des signatures fréquentiels sont obtenues en vue de représenter les différentes vibrations émanant des roulements. Ces descripteurs, représentant les fréquences de base, sont créés à partir de la densité spectrale de puissance et dont les amplitudes sont en fonction du défaut présent. En raison de la fuite spectrale, lors de la détermination des descripteurs, nous considérons une bande de fréquences de 5 Hz pour chaque fréquence de base.

$$\text{bande de fréquences} = [f - 2.5, f + 2.5] \quad (IV.15)$$

f : est la fréquence de base.

Pour les différentes fréquences caractéristiques, l'amplitude fréquentiel peut être représentée comme :

$$A(f) = \sum_{f_k=f-2.5}^{f+2.5} P\left(\left[\frac{f_k}{\Delta f}\right]\right), \quad \Delta f = \frac{1}{NT_e} \quad (IV.16)$$

T_e est la période d'échantillonnage et N est le nombre total des échantillons utilisés. Ainsi, l'amplitude des spectres pour les fréquences $f_{outer}, f_{inner}, f_{ball}$ sont :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{f_{outer}} &= \mathbf{A}(f_{outer}) \\ \mathbf{x}_{f_{inner}} &= \mathbf{A}(f_{inner}) \\ \mathbf{x}_{f_{ball}} &= \mathbf{A}(f_{ball}) \end{aligned} \quad (IV.17)$$

IV.4 Diagnostic des défauts par l'analyse temporelle utilisant un classificateur sur les réseaux de neurones :

IV. 4.1 Introduction :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) représentent un modèle de traitement d'informations qui est inspiré des systèmes nerveux biologiques, tels que le cerveau. Un réseau de neurones peut être configuré pour une application spécifique, comme la reconnaissance de formes ou la classification des données, à travers le processus d'apprentissage. Parmi différents types d'RNA, le perceptron multicouches (noté MLP pour Multi Layer Perceptron en anglais), très populaire pour ses applications, est retenu pour ce travail. Dans ce manuscrit, les termes RNA et MLP sont employés l'un pour l'autre en l'absence d'autres types de réseaux neurones.

Généralement, un réseau MLP se compose d'une couche d'entrée de neurones de source, une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Chaque nœud dans une couche se connecte, avec un certain poids, avec tous les autres nœuds dans la couche précédente. Le nombre des neurones dans la couche d'entrée et de sortie dépend du nombre de variables d'entrée (caractéristiques du signal vibratoire) et du nombre des classes désirées (les défauts considérés) respectivement. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée affectent les possibilités de généralisation du réseau. Il y a de diverses méthodes, heuristiques et systématiques, pour choisir le nombre de couches cachées et de neurone.

La Figure .IV.6 montre un réseau de neurones artificiels typique constitué d'une seule couche cachée de r neurones en entrée, et m neurones en sortie.

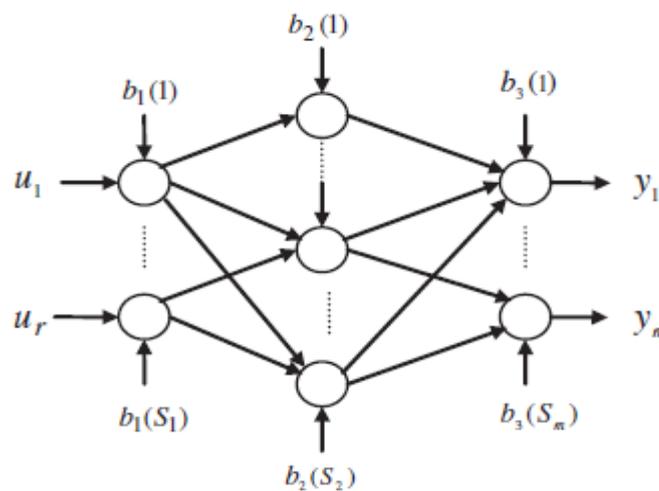


Figure IV.6 Structure d'un réseau de neurones artificiel.

IV. 4.2 Configuration du réseau de neurones :

La configuration du réseau une étape cruciale dans l'élaboration d'un système à base de réseaux de neurones, qui doit se faire en fonction des données d'entrée et de sortie, de la dispersion des classes...etc. La recherche bibliographique sur les études menées dans le même domaine nous a amené à l'adoption d'un système à base de MLP. Ce type de réseau (MLP) a été retenue, tout en évaluant la configuration optimale adaptée à l'objectif initial, et ce, en terme des nombres de couches intermédiaires et des nombres de neurones. Pour configurer le réseau de neurones, 2 étapes s'imposent, soit :

- Détermination du nombre de couches intermédiaires optimal.
- Détermination du nombre de neurones optimal.

Après plusieurs essais avec les descripteurs temporels et fréquentiels, nous avons opté pour une structure d'une seule couche cachée avec 10 neurones. Il est à noté que, pour ce travail entrepris, le choix de la structure du RNA n'est pas d'une importance capitale puisque c'est l'ondelette que nous cherchons à optimiser plutôt que le réseau de neurones. En outre, cette configuration d'une seule couche cachée à 10 neurones sera utilisée tout au long des tests expérimentaux.

Ainsi la configuration retenue est la suivante :

- Réseau à 3 couches: 1 seule couche cachée ;
- 10 neurones dans la couche cachée ;
- Le nombre de nœuds à l'entrée est variable selon le nombre des variables d'entrée (descripteurs temporels et/ou fréquentiels et les coefficients d'ondelettes).
- La fonction d'activation employée (pour la couche intermédiaire et la couche de sortie) est la **log-Sigmoïde** (voir fig. IV.7). Ce choix est motivé parles variables binaires utilisées pour codifier les différents types de défauts.

$$\text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \quad (\text{IV.18})$$

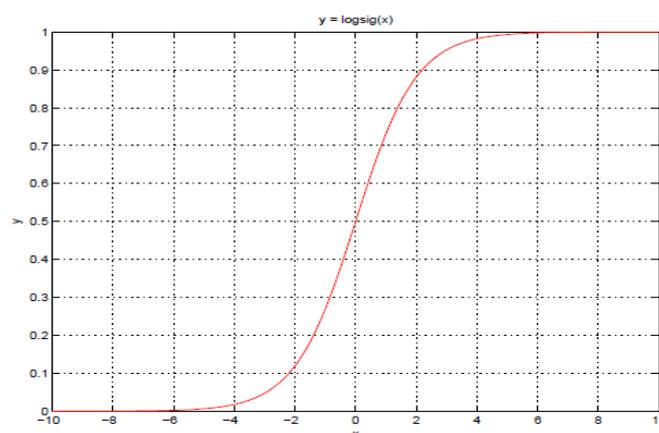


Figure IV.7 Fonction log-Sigmoïde

- Algorithme d'apprentissage : c'est la procédure d'ajustement des poids de telle sorte que l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie désirée soit minimale. Dans ce travail, l'algorithme Levenberg-Marquardt, bien adapté aux problèmes de classification, est choisi. Cet algorithme représente aussi un excellent choix lorsqu'il s'agit de la détection des défauts de roulements [53].
- Nombre maximum d'itérations (Epochs) = 1000;
- Gradient minimum = 10^{-10}
- Erreur de performance = 10^{-8}

IV. 4.3 Détection des défauts de roulements par l'analyse temporelle :

Pour l'analyse temporelle, le vecteur d'entrée du réseau de neurones est formé par les 7 indicateurs temporels déjà mentionnés et est donné par:

$$[Peak \ RMS \ Ku \ ImF \ CF \ TALAF \ THIKAT]^T$$

Deux cas sont pris en compte selon le nombre de sorties :

- **1^{er} cas:**
Pour ce cas le RNA, illustré par la figure IV.8, possède une structure de [7 10 4] représentant le nombre de nœuds à l'entrée, dans la couche cachée et à la sortie respectivement. Ainsi, quatre types de défauts sont considérés et sont codifiés en binaire comme montré dans le tableau IV.4.

Tableau IV.4

Condition du roulement	Codification/Sortie désirée
Normal	1000
Défaut dans la bague intérieure	0100
Défaut dans la bague extérieur	0010
Défaut dans la bille	0001

Il est à rappeler que nous disposons dans notre base de données de 180 signaux pour chaque condition du roulement. Ainsi, nous avons, en tout, 720 signaux prélevés à une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz à une vitesse de rotation de 1772 *tr/min* avec une seule charge. Parmi les 720 signaux, 60% (soit 432) ont servi à l'apprentissage et les autres 40% (soit 288) sont utilisés pour le test et la validation du RN.

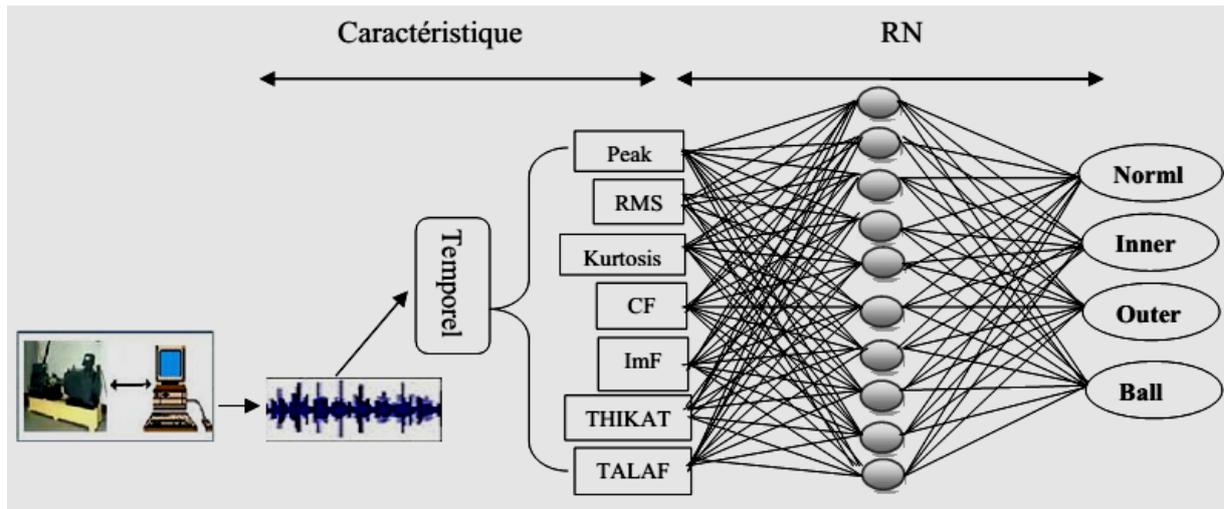


Figure IV.8 structure du réseau de neurones [7 10 4].

▪ 2^{ème} cas :

Ce cas traite le pouvoir de détecter non seulement l'existence du défaut mais aussi son niveau de sévérité qui est reflété par son diamètre. Ainsi, le RNA prend la configuration [7 10 10] avec 10 sorties comme montré par la fig. IV.9. Les différents défauts ainsi que leurs diamètres sont codifiés en binaire et sont reportés dans le tableau IV.5. Pour ce cas, nous avons un ensemble de 60 signaux par défaut et par diamètre. Comme pour le premier cas, des pourcentages de 60% et 40% sont utilisés pour l'apprentissage et le test respectivement.

Tableau IV.5

Condition du roulement	Diamètre du défaut	Nature du défaut	Codification/Sortie désirée
Normal			1000000000
Défaut dans la bague intérieure	$\varnothing = 0.007[inches]$	léger	0100000000
Défaut dans la bague intérieure	$\varnothing = 0.014[inches]$	modéré	0010000000
Défaut dans la bague intérieure	$\varnothing = 0.021[inches]$	sévère	0001000000
Défaut dans la bague extérieur	$\varnothing = 0.007[inches]$	léger	0000100000
Défaut dans la bague extérieur	$\varnothing = 0.014[inches]$	modéré	0000010000
Défaut dans la bague extérieur	$\varnothing = 0.021[inches]$	sévère	0000001000
Défaut dans la bille	$\varnothing = 0.007[inches]$	léger	0000000100
Défaut dans la bille	$\varnothing = 0.014[inches]$	modéré	0000000010
Défaut dans la bille	$\varnothing = 0.021[inches]$	sévère	0000000001

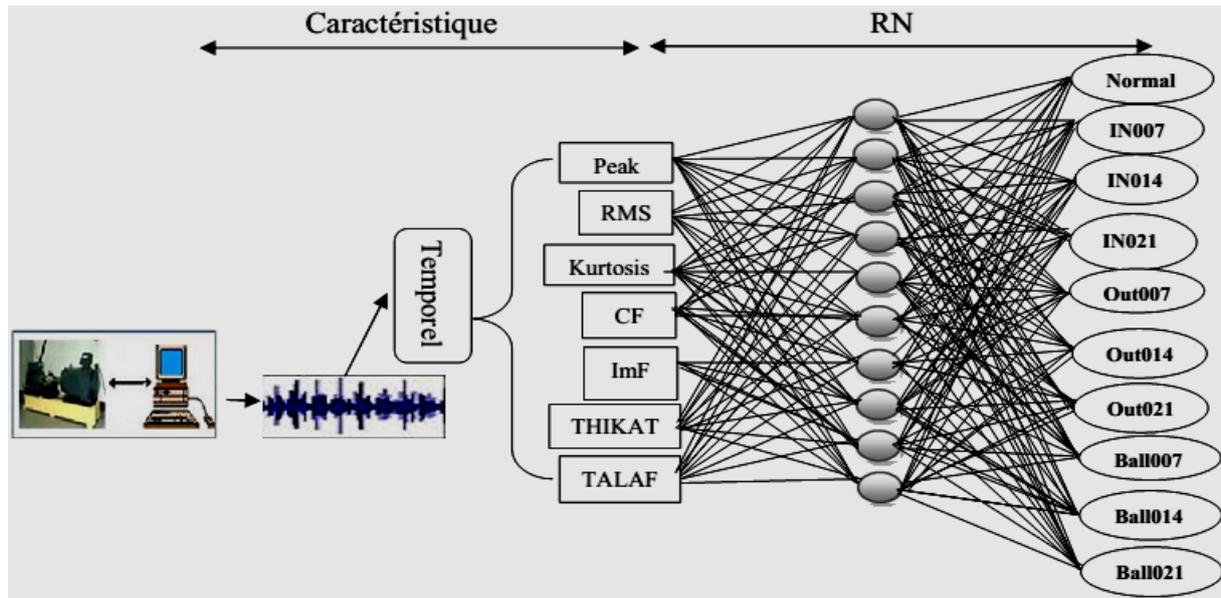


Figure IV.9 structure du réseau de neurones [7 10 4].

IV.4.3.1. Performance de la classification :

Le taux de reconnaissance ou de performance est défini par le rapport du nombre de classifications correctes sur le nombre total de tests de classifications et il est donné par :

$$t_{r\%} = \frac{N_c}{N_t} \times 100 \quad (IV. 19)$$

N_c : Nombre de décisions correctes

N_t : Nombre total de tests

Le tableau IV 6 présente les performances de classification du réseau de neurones à une seule couche cachée avec 10 neurones utilisant les indicateurs temporels pour les deux structures à 4 et à 10 sorties :

Tableau IV.6: performances de la classification pour les indicateurs temporels.

Nombre d'entrées	Structure du Réseau neurones		Taux de performance $t_{r\%}$
	Nombre de sorties		
7	4		91.10 %
7	10		85.34 %

Les résultats du tableau IV.6 montre bien qu'avec des indicateurs purement temporels le classificateur neuronal, pour le cas à 4 sorties représentant les quatre états du roulement (Normal, défaut de bille, défaut dans la bague interne, défaut dans la bague externe), est performant et présente un taux de réussite de 91.10 %. Lorsqu'il s'agit de détecter le niveau de sévérité du défaut (cas de 10 sorties), le classificateur est moins performant avec un taux de classification d'environ 85.34%.

IV.5. Diagnostic des défauts par l'analyse temporelle et fréquentielle :

En vu d'améliorer le taux de réussite de la classification l'analyse spectrale est explorée et les indicateurs fréquentiels sont combinés avec les indicateurs temporels. Ainsi, les entrées du réseau de neurones sont :

- Les 7 indicateurs temporels: $[peak \ RMS \ Ku \ ImF \ CF \ TALAF \ THIKAT]^T$
- Les 3 descripteurs spectraux donnés par l'équation (IV.17) $[x_{fouter} x_{finner} x_{fball}]^T$

D'où, le vecteur d'entrée du RNA, composé des 10 indicateurs, est donné par :

$$[peak \ RMS \ Ku \ ImF \ CF \ TALAF \ THIKAT \ x_{fouter} \ x_{finner} \ x_{fball}]^T$$

Dans un souci d'avoir une comparaison équitable, la structure du réseau de neurones utilisée dans l'analyse temporelle est maintenue sauf pour le nombre d'entrées qui est égal à 10 au lieu de 7.

Deux cas sont considérés selon le nombre de sorties :

- **1^{er} cas:**

Ce cas est illustré par la figure IV.10 avec une configuration du RNA[10 10 4]. La couche de sortie comporte quatre sorties représentant les quatre types de défauts codés en binaire comme déjà montré dans le tableau IV.4.

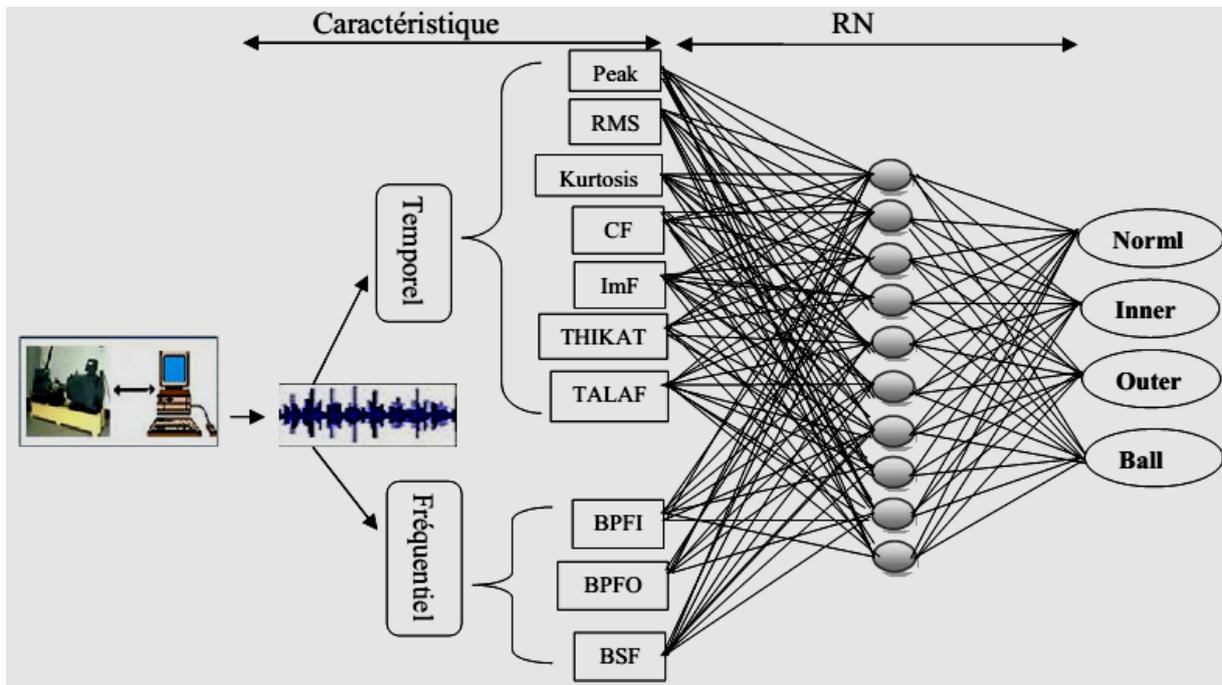


Figure IV.10 Concept du réseau de neurones [10 10 4].

Comme avec l'analyse temporelle, 720 signaux représentant les quatre conditions du roulement sont disponibles dont 60% sont utilisés pour l'apprentissage et le reste pour le test et la validation du RNA.

▪ **2^{ème} cas :**

Dans ce cas, la structure du RNA [10 10 10] possédant 10 entrées et 10 sorties est considérée. Les 10 conditions du roulement ainsi que les diamètres des défauts sont reportés dans le tableau IV.5 Pour ce cas, nous disposons d'un ensemble de 60 signaux par défaut et par diamètre. Des pourcentages de 60% et 40% sont utilisés pour l'apprentissage et le test respectivement.

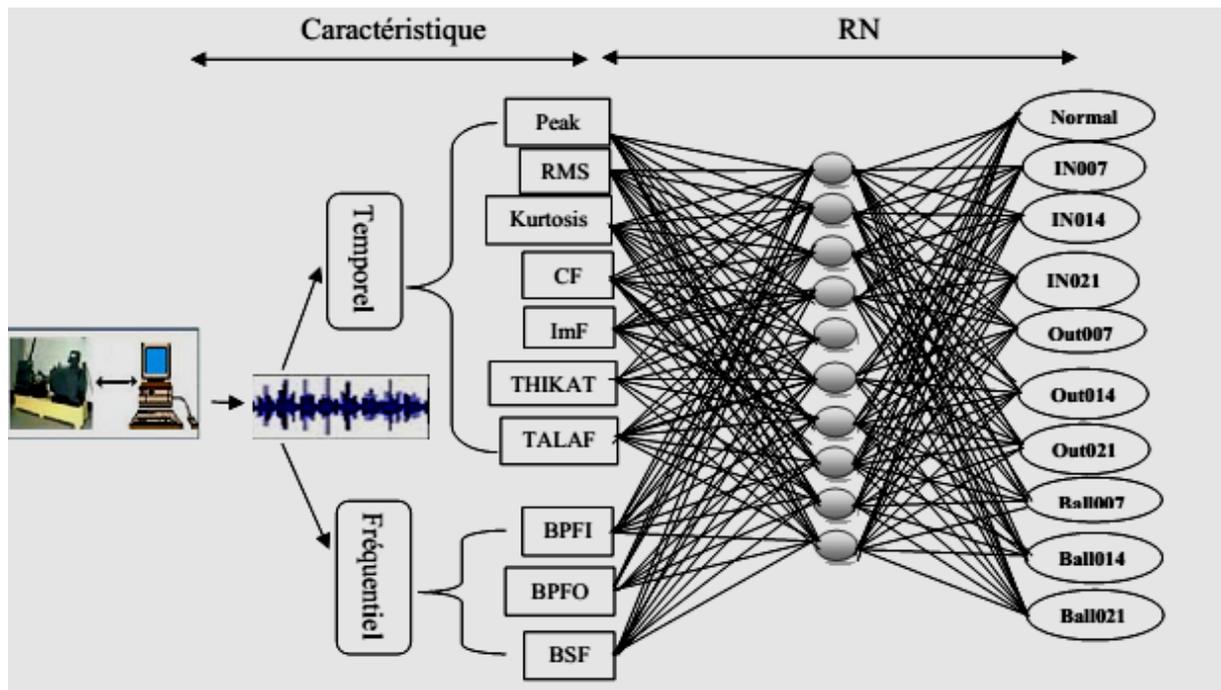


Figure IV.11 Concept du réseau de neurones [10 10 10].

IV.5.1. Performance de la classification

Comme mentionné précédemment le taux de classification est défini par le rapport du nombre de classifications correctes sur le nombre total de tests de classifications :

$$t_{r\%} = \frac{N_c}{N_t} \times 100$$

N_c : Nombre de décisions correctes

N_t : Nombre total de tests

Le tableau IV.7 montre les taux de classification en combinant les indicateurs temporels et fréquentiels pour les deux configurations du RNA à 4 et à 10 sorties :

Tableau IV.7: Taux de classification avec les indicateurs temporels et fréquentiels

Structure du Réseau de neurones		Taux de performance $t_{r\%}$
Nombre d'entrées	Nombre de sorties	
10	4	97.21 %
10	10	92.67 %

D'après les résultats montrés dans le tableau IV.7, les classificateurs neuronaux [10 10 4] et [10 10 10] présentent des taux de classification de 97.21% et de 92.67% respectivement. Ceci confirme bien la contribution des descripteurs fréquentiels à l'amélioration du taux de classification et le diagnostic des défauts.

IV.6 Diagnostic des défauts par la transformée en ondelettes :

La Transformée en Ondelettes (TO) est apparue comme un outil efficace pour traiter les signaux non stationnaires tel que les ondes vibratoires. Il offre une interprétation simultanée du signal dans le domaine temporel et fréquentiel, et permet l'apparition des composantes locales ou transitoires. Ces composantes sont souvent masquées en raison de la moyenne inhérente à l'analyse spectrale telle que la transformation de Fourier. La transformée en ondelettes peut être continue ou discrète, la transformée en ondelettes continue révèle plus de détails sur un signal, mais son temps de calcul est énorme. Cependant, pour la plupart des applications, l'objectif du traitement du signal est de représenter le signal efficacement avec moins de paramètres et moins de temps de calcul. La transformée en ondelettes discrète (Discrete Wavelet Transform : DWT), satisfait ces exigences et emploie une grille dyadique et une base de fonctions orthonormées permettant d'annuler la redondance. La DWT calcule les coefficients d'ondelette à intervalles discrets (puissance entière de deux) de temps et des échelles.

Les coefficients DWT calculés sont souvent utilisés pour former un ensemble de caractéristiques caractérisant, sans ambiguïté, différents types de signaux. La transformée en ondelettes dyadiques conduit à l'analyse multi résolution, qui permet de décomposer un signal en sous bandes fréquentielles. Cette propriété est utilisée en diagnostic pour focaliser l'analyse d'un signal dans un domaine fréquentiel donné. La décomposition en ondelettes dyadiques d'un signal conduit à l'obtention d'un signal d'approximation et d'un signal de détail. Le signal de détail contient le contenu fréquentiel haute fréquence du signal d'origine tandis que le signal d'approximation contient le contenu fréquentiel basse fréquence du signal d'origine. La DWT peut être représentée par un arbre de filtres passe-bas et passe-haut comme illustré par la figure IV.12. Dans la figure IV.12 L_i et H_i signifient passe-bas (Low pass) et passe-haut (High pass) respectivement, et l'indice i représente le niveau de décomposition. L'opération est répétée de manière itérative sur chaque contenu basse fréquence (ou approximation) conduisant à l'arbre de décomposition du signal d'origine (figure IV.12). Par exemple, si f_e est la fréquence d'échantillonnage, alors la décomposition DWT de niveau de décomposition ou résolution N correspond aux bandes de fréquence :

- $\left[0, \frac{f_e}{2^{N+1}} \right]$ Pour les approximations;
- $\left[\frac{f_e}{2^{N+1}}, \frac{f_e}{2^N} \right]$ pour les détails.

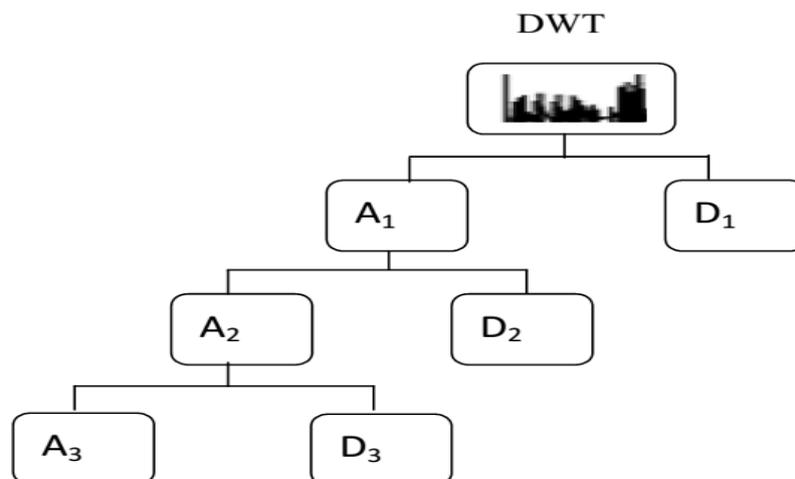


Fig. IV.12 Représentation en bancs de filtres de la DWT au niveau $N = 3$.

Au fur et à mesure que le niveau de décomposition augmente, l'analyse du signal se focalise sur des bandes de fréquences de plus en plus basses comme le montre la figure IV.13. Dans la figure IV.13 A_i et D_i représentent les coefficients d'approximations et de détails respectivement et l'indice i représente le niveau de décomposition. Une fois le signal décomposé en sous bandes représentatives de contenus fréquentiels différents, une transformée de Fourier ou un autre outil de traitement de signal peut être appliquée pour analyser le contenu spectral des sous bandes.

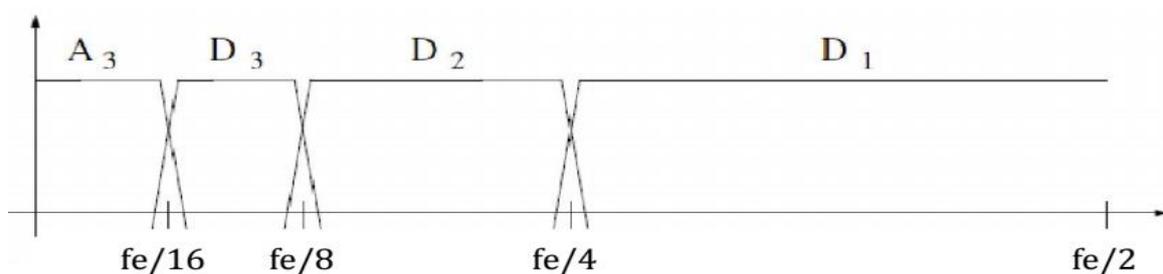


Fig. IV.13 Découpage en sous bandes fréquentielles d'un signal par la transformée en ondelettes dyadiques au niveau $N = 3$.

IV.7. Diagnostic des défauts par la transformée en paquets d'ondelettes :

La puissance et la flexibilité du DWT peuvent être améliorées d'avantage en utilisant la transformée en paquets d'ondelettes discrètes (Discret Wavelet Paquet Transform : DWPT). Contrairement à la DWT, qui ne décompose que la composante basse fréquence (approximations), la DWPT illustré par la figure IV.14 décompose à la fois la composante basse fréquence (approximations), et la composante haute fréquence (détails). La transformée

en paquets d'ondelettes dyadiques est basée sur la transformée en ondelettes précédente. La première étape de décomposition est la même. Cependant, les signaux de détail et d'approximation sont à nouveau décomposés, comme le montre l'arbre complet de décomposition en figure IV.14. Toutes les sous bandes fréquentielles couvrent des domaines de largeurs identiques (figure IV.15). Dans le cas de la détection des défauts de roulements, cette technique permet d'obtenir la même finesse d'analyse quelles que soient les fréquences investiguées.

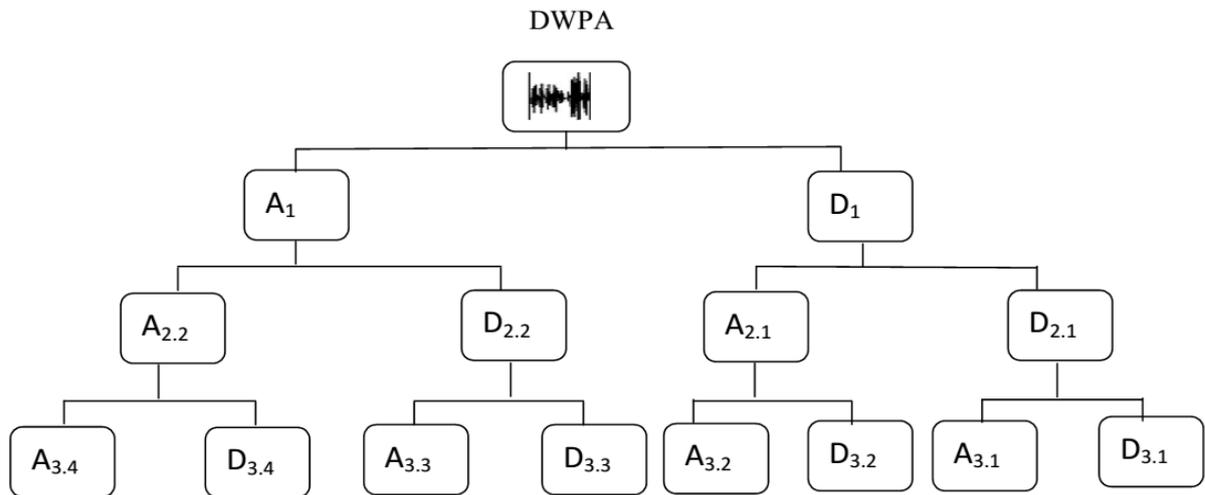


Fig. IV.14 Décomposition en paquets d'ondelettes discrètes (DWPT) au niveau $N = 3$.

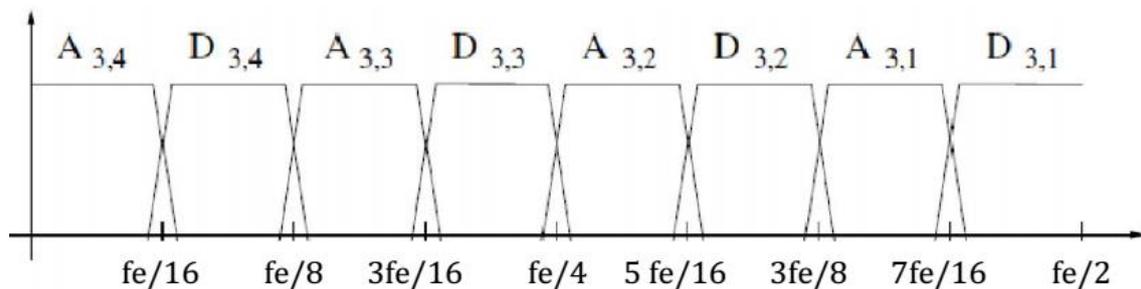


Fig. IV.15 Découpage en sous bandes fréquentielles d'un signal par la transformée en paquets ondelettes dyadiques au niveau $N = 3$.

Ainsi, comme déjà cité, la DWPT consiste en l'application de la DWT de manière récursive, jusqu'à un niveau de décomposition choisi, selon le schéma de la figure IV.16. Les $W(k, j)$ représentent les coefficients du signal dans chaque paquet avec k le niveau de décomposition et j la position du paquet dans le niveau de décomposition. Alors, chaque vecteur de corrélation $W(k, j)$ a la structure de l'équation suivant [54]:

$$W(k, j) = \{w_1(k, j), \dots \dots \dots, w_N(k, j)\} = \{w_i(k, j)\} \quad (IV.20)$$

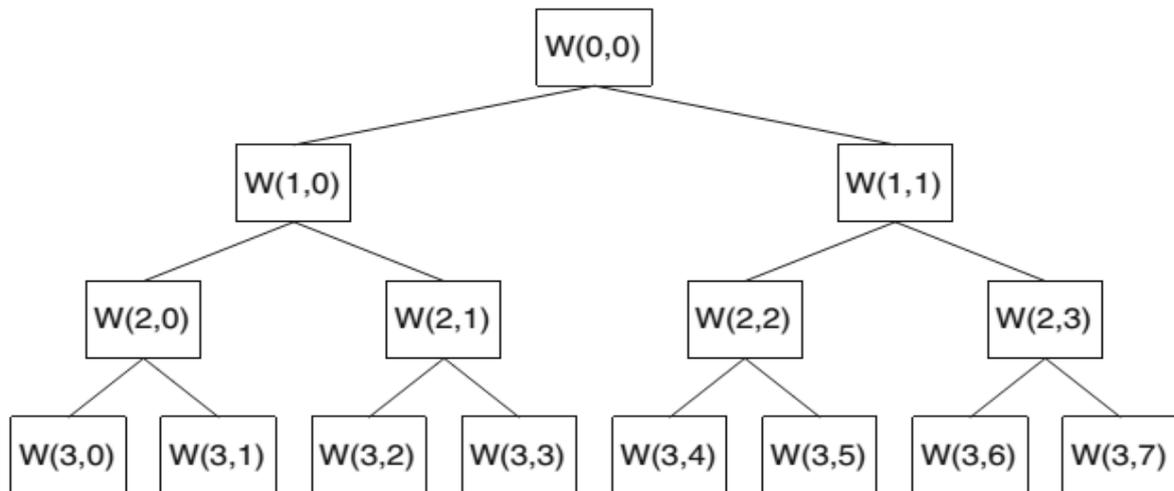


Figure IV.16 L'analyse par la DWPT : procédure de décomposition à travers des filtres passe-bas et filtres passe-haut jusqu'au niveau de décomposition 3.

IV.7.1.L'extraction des indicateurs :

En raison de la nature complexe des machines et de la complexité des paramètres associés, il est généralement difficile d'évaluer l'état d'une machine directement à partir des données temporelles. La pratique générale est d'extraire des indicateurs pouvant identifier des caractéristiques, incorporés dans les signaux temporels, indicatives de l'état de la machine à surveiller. L'avènement de la transformée en ondelettes a fourni un outil efficace pour l'extraction de caractéristique de divers signaux temporels. Comme extension à la transformée en ondelettes discrètes, la DWPT, par comparaison avec la DWT, permet d'obtenir plus de flexibilité dans la décomposition temps-fréquence, notamment dans la région des hautes fréquences. En particulier, la DWPT permet l'extraction des indicateurs (par exemple, l'énergie ou le kurtosis) à partir des sous-bandes fréquentielles où les indicateurs sont concentrés. Ainsi, orienter les calculs là où il est le plus nécessaire. Plusieurs travaux antérieurs ont étudié différents paquets d'ondelettes pour représenter les signaux vibratoires de roulements défectueux. Altmann et Mathew [55] ont constaté que les caractéristiques extraites à partir des paquets d'ondelettes recouvrant les différentes sous-bandes fréquentielle sont un rapport signal sur bruit $\left(\frac{S}{N}\right)$ plus élevé que celles d'un filtre passe-bande conventionnel. Pour l'analyse vibratoire de la boîte de vitesses, la transformée de Hilbert et la DWPT ont été combinées pour permettre la détection de défaut de vitesse au stade initial [56]

Soit le signal temporel vibratoire $x(t)$, la DWPT décompose ce signal en un nombre de sous-bandes exprimés par les coefficients de la transformée en paquets d'ondelettes:

$$x(t) = \sum_{n=1}^{2^j} x_j^n(t) \quad (\text{IV. 21})$$

Où le terme $x_j^n(t)$ représente les coefficients d'ondelette. A partir de ces coefficients, les indicateurs seront extraits, pour chaque sous-bande, en vue de fournir des informations sur l'état des roulements à surveiller.

IV.7.1.1 L'Energie:

L'énergie, procurant une mesure quantitative caractérisant un signal quelconque, est souvent exprimée par :

$$E_{x(t)} = \int |x(t)|^2 dt \quad (\text{IV. 22})$$

Le contenu énergétique d'un signal peut également être calculé à partir des coefficients de sa transformée. Dans le cas de la DWPT, les coefficients $x_j^n(t)$ quantifient la quantité d'énergie associée à chacune des sous-bandes. Cependant, l'énergie totale du signal est égale à la somme des énergies des sous-bandes et est donnée par [57]:

$$E_{x(t)} = \sum_{n=1}^{2^j} \int |x_j^n(t)|^2 dt \quad (\text{IV. 23})$$

Puisque le contenu énergétique de chaque sous-bande du signal est directement lié à la sévérité du défaut, il représente, alors, un indicateur ou un descripteur de l'état du roulement. Ainsi le descripteur énergétique dans chaque sous-bande est définie par:

$$E_j^n = \int |x_j^n(t)|^2 dt \quad (\text{IV. 24})$$

De même, lorsque le signal est représenté par une séquence de valeurs discrètes $x(i) (i = 1, 2, \dots, M)$, l'indicateur énergétique des sous-bandes est calculé comme suit:

$$E_j^n = \sum_{i=1}^M x_j^n(i)^2 \quad (\text{IV. 25})$$

IV.7.1.2 Kurtosis:

Le Kurtosis (mot grecque signifiant « bosse ») il traduit la largeur de la courbe de densité de probabilité du signal. Un signal impulsionnel pointu possède une valeur du kurtosis supérieur à un signal plat et varie lentement avec le temps comme illustré par la figure IV.17.

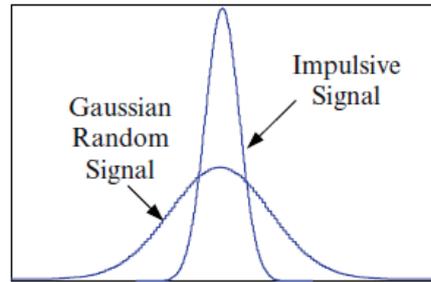


Figure IV.17 Illustration des fonctions de densité de probabilité des signaux.

Mathématiquement, le kurtosis d'un signal est défini par le moment d'ordre 4 de la distribution des amplitudes. Pour les coefficients de la DWPT de chaque sous-bande, le kurtosis correspondant est défini par :

$$k_j^n = \frac{\sum_{i=1}^N [x_j^n(i) - \mu_{x_j^n(i)}]^4}{N\sigma_{x_j^n(i)}^4} \quad (\text{IV.26})$$

Où les symboles $\mu_{x_j^n(i)}$ et $\sigma_{x_j^n(i)}$ sont la moyenne et l'écart-type des coefficients de paquets d'ondelettes $x_j^n(i)$, respectivement.

Puisque le contenu énergétique d'un signal fournit un indicateur solide du signal mais qui n'est pas assez sensible aux défauts naissants, le kurtosis, quant à lui, est très sensible aux défauts naissants mais présente une faible stabilité. Par conséquent, ces deux indicateurs, l'énergie et le kurtosis, peuvent être combinés, au lieu d'utiliser un seul, pour mieux caractériser le signal vibratoire et améliorer la détection des défauts [58].

IV.7.2. Choix optimal de l'ondelette et du niveau de décomposition :

En pratique, il n'y a malheureusement pas une ondelette qui soit meilleure que les autres pour tous les cas, tout dépend de l'application envisagée. Pour une analyse vibratoire basée sur la transformée en ondelettes, la sélection de l'ondelette mère dépend de ses propriétés ou de la similitude entre le signal et l'ondelette mère. En se basant sur la DWPT, cette étape consiste à déterminer la meilleure ondelette mère (type et ordre) et le niveau de décomposition optimal les mieux adaptés à notre application.

Il existe un grand nombre de familles d'ondelettes qui peuvent être divisées en deux catégories:

- 1) Les ondelettes à filtres qui sont associées à des analyses multi-résolution orthogonales (ondelettes discrètes) telles que les ondelettes de Daubechies (db1....db20), Symlet, coiflet.

- 2) Les ondelettes sans filtre qui sont utiles pour la transformée en ondelette continue qui comprennent l'ondelette gaussienne, le chapeau mexicain, l'ondelette de Morlet, l'ondelette gaussienne complexe.

Ainsi, l'objectif est de choisir le type de l'ondelette optimale, son ordre et le niveau de décomposition engendrant les indicateurs les plus sensibles aux défauts de roulements pour une meilleure performance de classification.

Les ondelettes choisies pour cette étude sont :

- Les ondelettes de Daubechies : $db1, db2, db3, \dots, db20, db30, db40$ et $db44$
- Les Coiflets : $coif1, coif2, coif3, coif4$ et $coif5$
- Les Symlets : $sym2, sym3, \dots, sym10, etsym15$

Pour la recherche du niveau de décomposition par la transformée en paquets d'ondelettes, nous avons considéré les niveaux $j = \{3, 4, 5, 6, 7\}$. Il est à noter que, pour un niveau de décomposition j , l'application de la DWPT génère 2^j sous-bandes fréquentielles. Etant donné que les valeurs d'énergie et kurtosis sont calculées pour chaque sous-bande, il y aura, par conséquent, $2 * 2^j$ caractéristiques extraites du signal. Ces caractéristiques peuvent être exprimés dans un vecteur comme :

$$F_v = [E_j^1, E_j^2, \dots, E_j^{2^j}, K_j^1, K_j^2, \dots, K_j^{2^j}] \quad (IV. 27)$$

Il est à rappeler que la classification est basée sur les réseaux de neurones artificiels comme illustrée par la figure IV.18. Pour une comparaison judicieuse, la configuration du RNA utilisée dans l'étude temporelle et fréquentielle est maintenue. Ainsi la structure du RNA retenue est:

- Réseau à 3 couches: 1 seule couche cachée;
- 10 neurones dans la couche cachée;
- Le nombre de nœuds à l'entrée est variable selon le nombre des variables d'entrée : $2 * 2^j (j = 3, 4, \dots, 7)$ indicateurs basés sur les coefficients d'ondelettes ;
- 4 nœuds dans la couche de sortie correspondant aux quatre états du roulement ;

Nous rappelons que la base de données comporte 180 signaux pour chaque condition du roulement (Normal, défaut de bille, défaut dans la bague interne, défaut dans la bague externe). Ainsi, 720 signaux sont disponibles qui sont prélevés à une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz et à une vitesse de rotation de 1772 *tr/min* avec une seule charge. Parmi les 720 signaux, 60% et 40% sont exploités pour l'apprentissage le test du RNA respectivement.

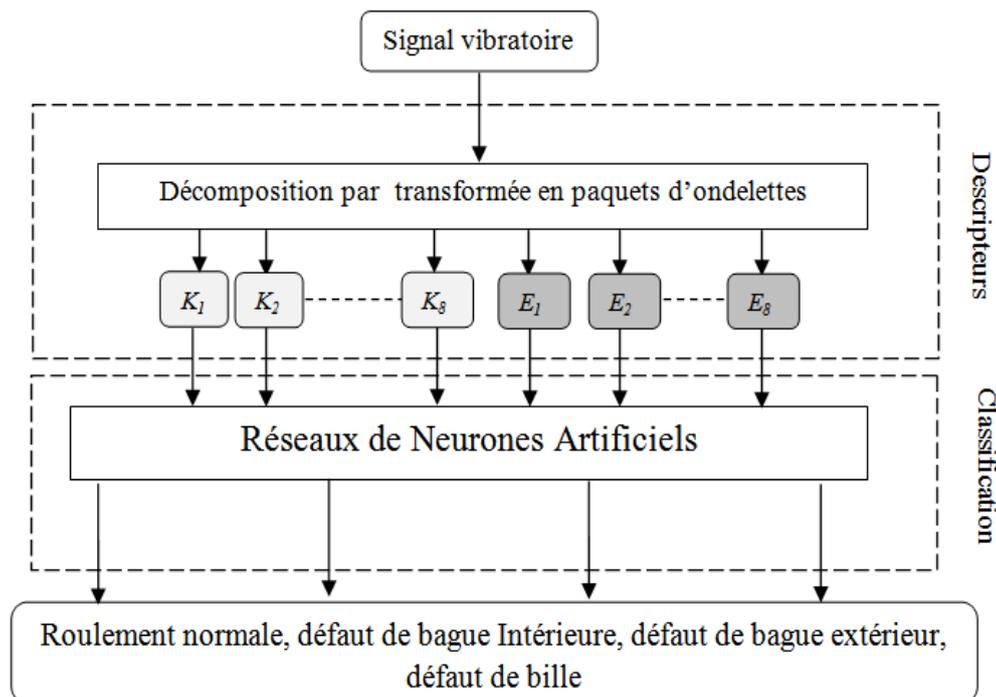


Fig. IV.18 Schéma de classification par RNA basé sur la DPWT avec un niveau de décomposition $j = 3$.

Pour chaque type d'ondelette, l'algorithme de classification, basé sur les réseaux de neurones, est exécuté 100 fois et le meilleur taux de classification des défauts ainsi que le RN correspondant sont enregistrés. Le tableau IV.8 présente les meilleurs résultats obtenus de la classification par RNA utilisant les indicateurs (énergie, kurtosis) calculés via la DWPT en exploitant les trois familles d'ondelettes: famille Daubechies (db), famille Coiflets (coif) et la famille Symlets (Sym) et les niveaux de décomposition de 3 à 7.

Les figures IV.19- IV.20-IV.21 montrent, pour un niveau de décomposition égal à 3, le taux de classification avec les ondelettes "Daubechies", "Symlets" et "Coiflets" respectivement.

Tableau IV.8 Taux de classification pour différents types d'ondelette et différents niveaux de décomposition.

<i>Niveau ondelette</i>	3	4	5	6	7
db1	99.21	98.17	97.91	90.88	79.68
db2	99.21	96.61	97.13	88.80	83.33
db3	99.21	97.39	98.17	89.84	86.45
db4	97.91	97.39	95.83	92.70	88.80
db5	98.17	97.13	97.39	90.88	79.94
db6	99.21	97.91	95.57	93.48	86.19
db7	99.21	96.87	96.61	90.62	89.58
db8	99.21	96.61	97.39	91.66	88.80
db9	96.87	98.17	97.39	90.36	76.04
db10	97.39	97.39	97.13	90.10	82.81
db11	98.43	96.61	96.61	92.18	80.20
db12	98.95	97.91	96.35	89.32	86.45
db13	98.43	97.65	97.91	91.40	85.93
db14	98.17	99.21	96.61	89.58	87.50
db15	97.65	98.69	97.39	91.92	89.84
db16	97.39	97.39	95.57	91.66	84.11
db17	98.17	97.91	98.17	90.36	82.81
db18	96.09	97.91	97.65	89.84	90.66
db19	98.69	97.39	97.31	92.96	75.00
db20	98.17	96.35	97.65	91.40	83.66
db30	98.17	97.39	97.65	90.88	87.50
db40	98.69	97.91	98.43	95.50	80.20
db44	98.17	98.17	97.39	96.09	85.84
Coif 1	98.69	97.39	94.27	89.48	79.16
Coif 2	98.17	97.13	97.13	91.66	84.63
Coif 3	97.91	97.39	95.57	86.13	85.93
Coif 4	98.17	96.09	94.01	85.15	82.81
Coif 5	99.21	96.09	93.22	86.45	75.00
Sym 2	98.43	97.13	97.39	89.06	76.04
Sym 3	97.65	98.43	97.13	93.22	85.93
Sym 4	98.95	98.43	97.39	90.62	87.50
Sym 5	98.95	98.43	97.13	92.44	89.84
Sym 6	98.17	97.65	95.57	90.62	83.07
Sym 7	98.69	96.87	95.83	89.06	80.20
Sym 8	98.17	96.09	96.61	91.92	84.11
Sym 9	98.95	98.43	96.35	92.44	80.20
Sym 10	98.17	96.61	94.27	82.03	75.00
Sym 15	98.17	97.65	97.13	93.22	76.04

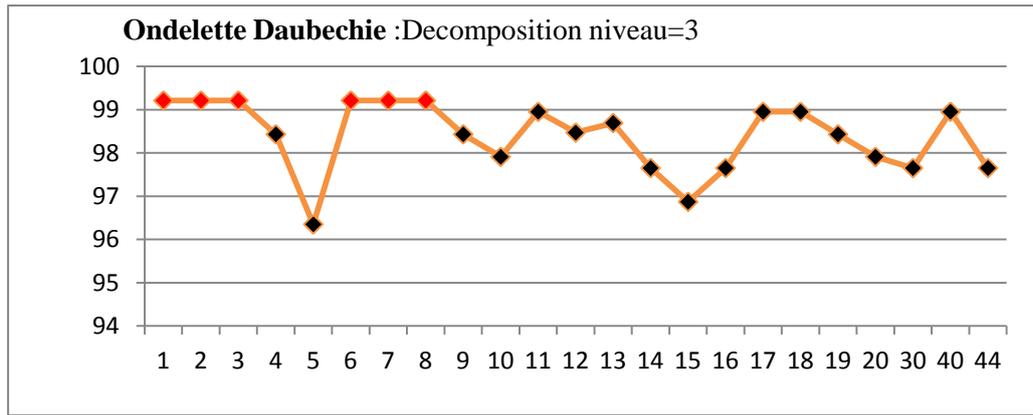


Fig. IV.19 Taux de classification avec les ondelettes "Daubechies"

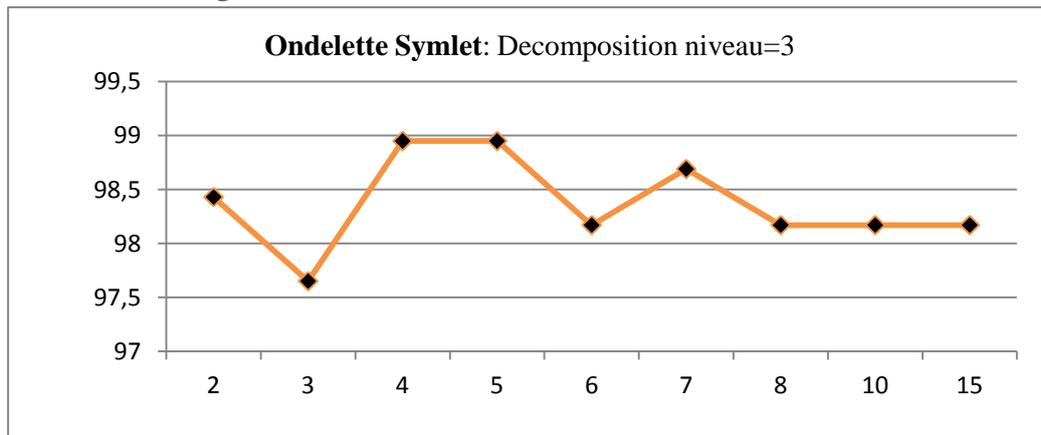


Fig. IV.20 Taux de classification avec les ondelettes "Symlets"

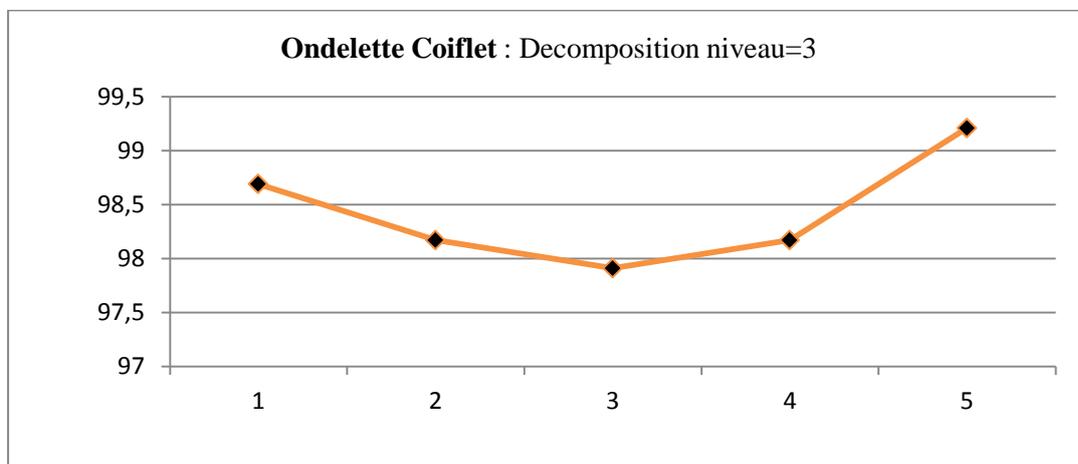


Fig. IV.21 Taux de classification avec les ondelettes "Coiflets"

Les résultats du tableau IV.8 montrent, pour les trois familles d'ondelettes, que les meilleurs taux de classification sont obtenus avec le niveau 3 de décomposition. En outre, les ondelettes de Daubechies db1, db2, db3, db6, db7 et db8 présentent les meilleures performances en termes de taux de classification des défauts.

En utilisant, les ondelettes db1, db2, db3, db6, db7 et db8, avec lesquelles les meilleures performances sont obtenues, nous avons ré exécuté l'algorithme neuronal de classification 100 fois et les résultats obtenus sont reportés dans le tableau IV.9.

Tableau IV.9 Taux de classification avec niveau de décomposition $N = 3$.

Ondelette	db1	db2	db3	db6	db7	db8
Performance %	98.95	98.95	99.21	99.47	98.69	99.21

En effet, pour chaque apprentissage, l'initialisation des poids synaptiques étant aléatoire, les réseaux obtenus sont différents engendrant, ainsi, des taux de classification différents pour le même type d'ondelette. Cependant, d'après les résultats des tableaux IV.8 et IV.9, nous concluons que l'ondelette optimale la plus appropriée au diagnostic des défauts des roulements est l'ondelette Daubechies d'ordre 6 "**db6**" avec un niveau de décomposition $N = 3$. L'ondelette de Daubechies "**db6**", dont la fonction d'échelle et l'ondelette mère sont illustrées par la figure IV.22, a prouvé ses performances dans plusieurs travaux traitant le domaine du diagnostic des défauts [59, 60, 61].

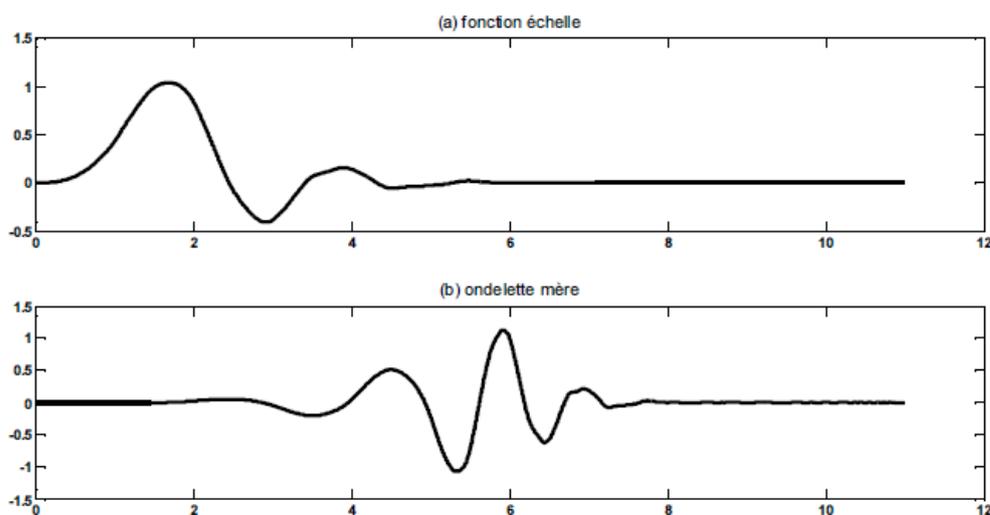


Fig. IV.22 Ondelette de Daubechies "**db6**"

IV.7.3 Réduction du vecteur des indicateurs :

L'application de la transformée en paquets d'ondelettes (DWPT) au signal vibratoire, utilisant l'ondelette **db6** avec niveau de décomposition $N = 3$, génère $2^3 = 8$ sous-bandes de fréquence reportées dans le tableau IV.10. Sachant que la fréquence d'échantillonnage de notre signal vibratoire est $f_e = 12 \text{ kHz}$, la figure IV.23 montre l'arbre de décomposition par la DWPT où les bandes de fréquence de chaque nœud sont représentées. Les lettres A et D désignent les coefficients d'Approximations et de Détails respectivement.

Tableau IV.10 Les 8 sous-bandes et leurs bandes des fréquences

N° Sous-bande	1	2	3	4	5	6	7	8
Bande des fréquences (kHz)	[0, .75]	[.75, 1.5]	[1.5, 2.25]	[2.25, 3]	[3, 3.75]	[3.75, 4.5]	[4.5, 5.25]	[5.25, 6]
	AAA3	DAA3	ADA3	DDA3	AAD3	DAD3	ADD3	DDD3

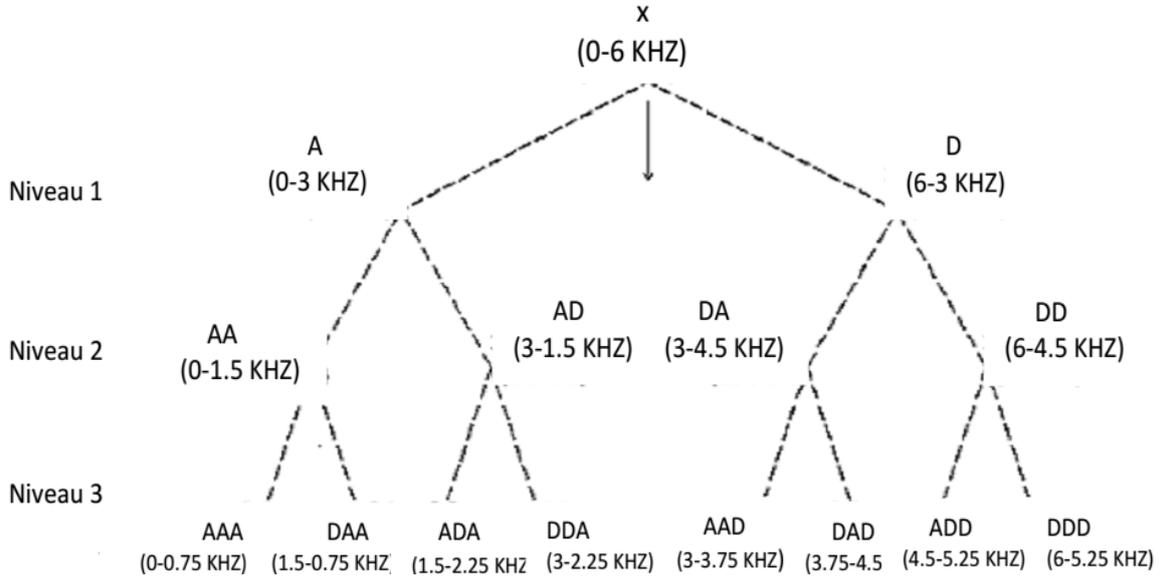


Fig. IV.23 Arbre de décomposition par la DWPT au niveau 3.

Rappelons que les 16 indicateurs utilisés dans ce travail sont basés sur l'énergie et le kurtosis calculés pour chaque sous-bande de fréquence et sont donnés par :

$$F_v = [E_3^1, E_3^2, \dots, E_3^8, K_3^1, K_3^2, \dots, K_3^8] \quad (IV. 28)$$

En vue de voir, parmi les 16 indicateurs, quels sont ceux qui sont sensibles à l'état du roulement, les diagrammes représentant les énergies et les kurtosis de chaque sous-bande sont tracés et montrés dans les figures IV.24 et IV.25 respectivement. D'après la figure IV.24, nous pouvons facilement constater que les indicateurs énergétiques $E_3^1[0, 750 \text{ Hz}]$, $E_3^2[750, 1500 \text{ Hz}]$, $E_3^3[1500, 2250 \text{ Hz}]$, $E_3^4[2250, 3000 \text{ Hz}]$, et $E_3^7[4500, 5250 \text{ Hz}]$ varient en fonction de l'état du roulement, alors que les deux autres indicateurs en l'occurrence E_3^5 et E_3^6 sont presque invariants. Pour les kurtosis, représentés par la figure IV.25, nous pouvons noter que les 8 indicateurs $K_3^1, K_3^2, K_3^3, K_3^4, K_3^5, K_3^6, K_3^7$, et K_3^8 sont sensibles au changement de l'état du roulement. Par conséquent, nous avons maintenu les 14 indicateurs les plus pertinents pour la classification des défauts de roulements qui sont donnés par :

$$F_{vr} = [E_3^1, E_3^2, E_3^3, E_3^4, E_3^7, E_3^8, K_3^1, K_3^2, \dots, K_3^8] \quad (IV. 29)$$

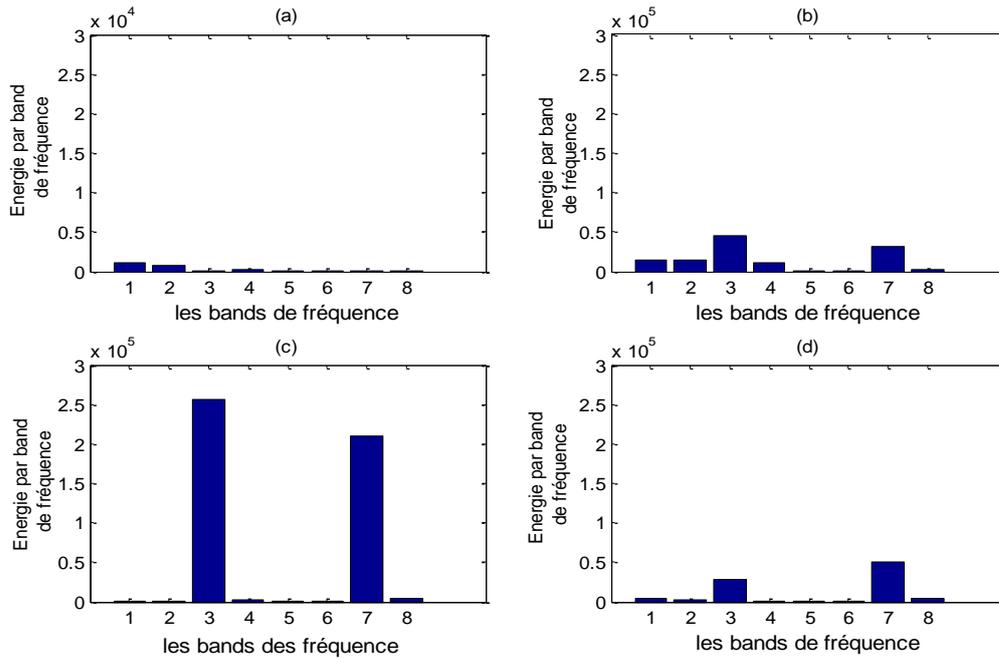


Figure IV.24. Energie de chaque sous-bande pour les quatre états du roulement: (a) pas de défaut, (b) défaut dans la bague intérieure, (c) défaut dans la bague extérieure, (d) défaut dans la bille.

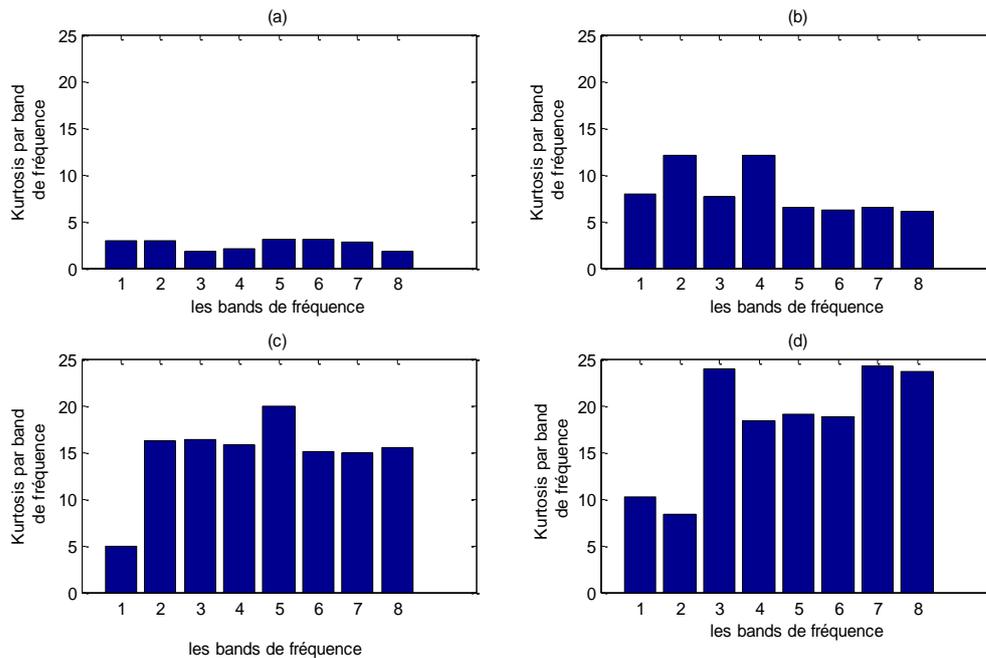


Figure IV.25. Kurtosis de chaque sous-bande pour les quatre états du roulement : (a) pas de défaut, (b) défaut dans la bague intérieure, (c) défaut dans la bague extérieure, (d) défaut dans la bille.

IV.7.4. Diagnostic des défauts par la transformée en paquets d'ondelettes :

Le diagnostic et la classification des défauts de roulements sont effectués par un réseau de neurones artificiel (RNA) dont les entrées sont les indicateurs énergétiques et les kurtosis calculés à partir des coefficients issus de la décomposition de niveau 3 par transformée en paquets d'ondelettes (DWPT) utilisant l'ondelette *db6*.

Nous avons gardé la même configuration du RNA utilisée auparavant. Ainsi la structure du RNA prend la forme:

- Réseau à 3 couches: 1 seule couche cachée;
- 10 neurones dans la couche cachée;
- Le nombre de nœuds à l'entrée est égal au nombre d'indicateurs qui est 14;
- Le nombre de nœuds dans la couche de sortie est :
 - **Cas 1** : 4 sorties (voir figure IV.26) correspondant aux quatre états du roulement.
 - **Cas 2** : 10 sorties (voir figure IV.27) pour la détection de la sévérité du défaut.

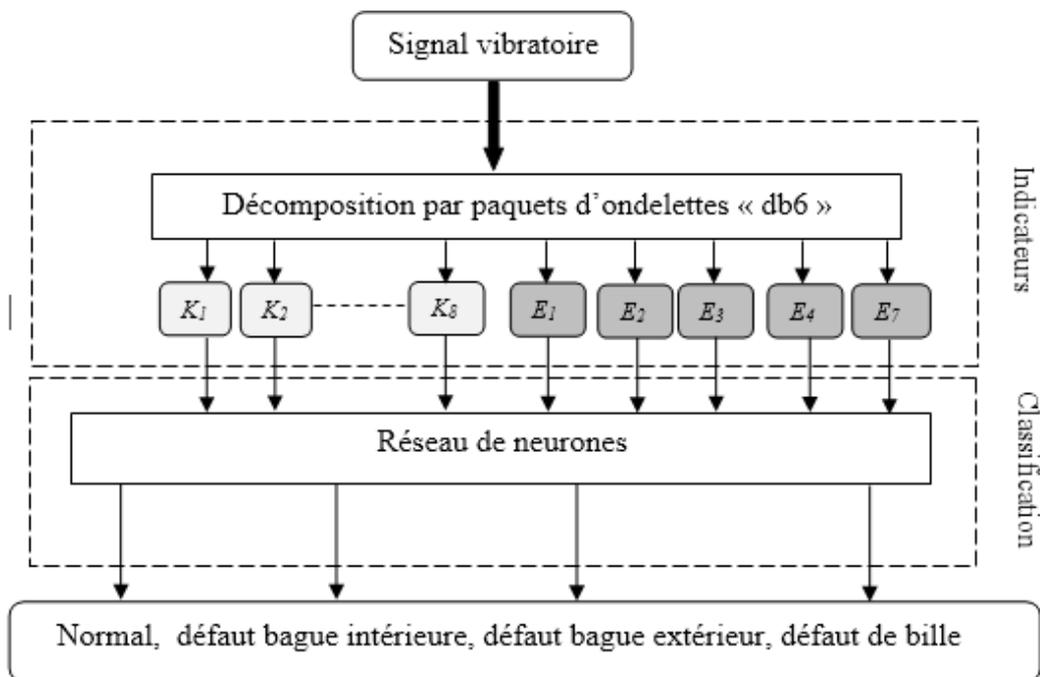


Figure IV.26 Structure du classificateur RNA à 4 sorties.

Le taux de classification est défini par le rapport du nombre de classifications correctes sur le nombre total de tests de classifications :

$$t_r\% = \frac{N_c}{N_t} \times 100$$

N_c : Nombre de décisions correctes

N_t : Nombre total de tests

Le tableau IV.11 montre les taux de classification du RNA basé sur la transformée en paquets d'ondelettes pour les deux configurations à 4 et à 10 sorties.

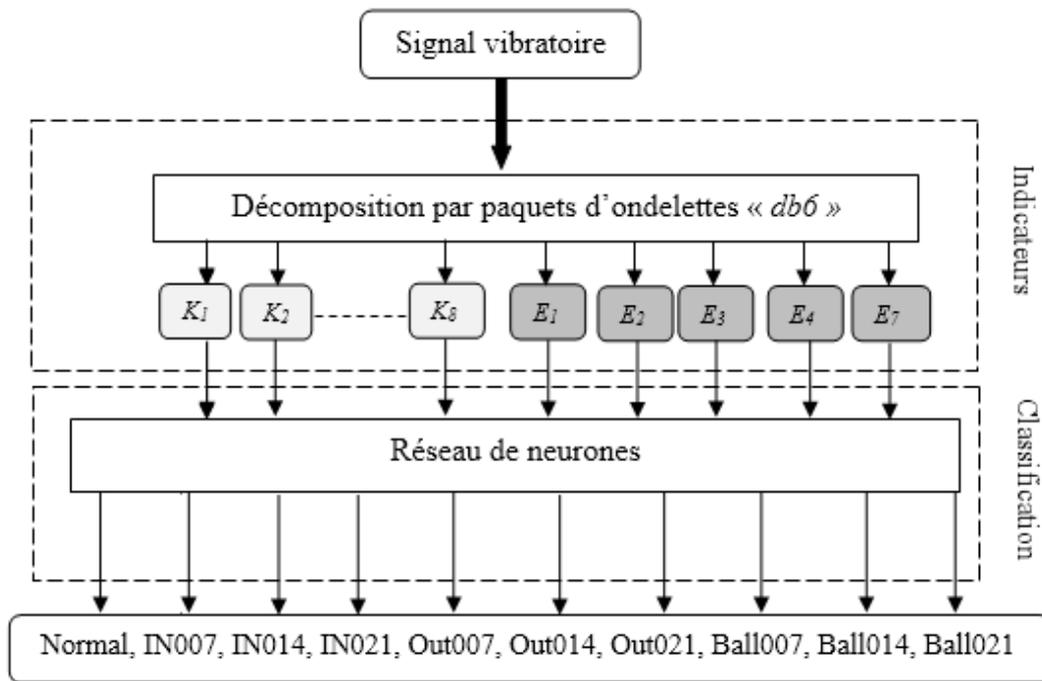


Figure IV.27 Structure du classificateur RNA à 10 sorties.

Tableau IV.11: Taux de classification avec les indicateurs basés sur l'ondelette *db6*

Structure du Réseau de neurones		Taux de performance $t_r\%$
Nombre d'entrées	Nombre de sorties	
14	4	99.47 %
14	10	99.33 %

Les résultats affichés par le tableau IV.11, montrent un taux de classification de 99.47% pour la détection de l'emplacement du défaut (quatre sorties), et d'un taux de 99.33% lorsqu'il s'agit de la détection du diamètre/sévérité du défaut (dix sorties). Ces résultats confirment bien l'efficacité de l'utilisation de la transformée en paquets d'ondelettes (par l'ondelette *db6*) pour l'extraction d'indicateurs sensibles aux variations de l'état du roulement à surveiller.

IV.8. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons essayé de déterminer l'ondelette optimale adaptée au diagnostic et à la classification des défauts de roulements en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA). Tout d'abord, en employant l'analyse temporelle et fréquentielle nous avons élaboré une structure du RNA à une seule couche cachée ayant 10 neurones. Par la suite, en employant ce RNA et en utilisant la transformée en paquets d'ondelette (DWPT), nous avons mené une comparaison entre plusieurs types d'ondelettes en vue de déterminer celle qui génère des indicateurs (énergies et kurtosis) représentant le mieux l'évolution de l'état des roulements. Enfin, il a été montré, à travers le classificateur neuronal basé sur la DWPT, que l'ondelette

db6 avec une décomposition de niveau 3 est la mieux adaptée à la détection et au diagnostic des défauts de roulements.

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la maintenance préventive des machines tournantes et plus particulièrement la détection des défauts de roulements par analyse vibratoire. L'objectif de cette étude est d'apporter une contribution à la détermination de l'ondelette la plus appropriée à l'extraction d'indicateurs en vue d'améliorer la classification des défauts de roulements par les réseaux de neurones artificiels.

Pour aborder l'étude, nous avons, tout d'abord, présenté les différentes approches de la maintenance industrielle ainsi que les notions de base du traitement du signal qui nous permettent de bien comprendre le diagnostic à travers l'analyse vibratoire.

Dans la deuxième partie, les différents défauts de roulement et leurs fréquences caractéristiques sont présentées. De plus, nous avons étudié les principales techniques d'analyse vibratoire employées dans la détection des défauts de roulement ainsi que les indicateurs utilisés en l'occurrence l'énergie et le kurtosis.

Afin d'élaborer le schéma de classification basé les réseaux de neurones artificiels (RNA), nous avons présenté, dans le troisième chapitre, les outils nécessaires à savoir la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes et la transformée en paquets d'ondelettes qui ont été employés dans l'extraction des indicateurs utilisés dans l'apprentissage du classificateur neuronale.

Notre contribution apparaît à partir du quatrième chapitre de ce mémoire. En effet, nous avons essayé de déterminer l'ondelette optimale la mieux adaptée au diagnostic et à la classification des défauts de roulements en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA). Dans un premier temps, en employant l'analyse temporelle et fréquentielle, une structure du RNA à une seule couche cachée ayant 10 neurones a été élaborée. Ensuite, en employant ce RNA et en utilisant la transformée en paquets d'ondelette (DWPT), une étude comparative entre plusieurs types d'ondelettes a été réalisée. L'objectif principal été de déterminer l'ondelette qui génère des indicateurs en l'occurrence l'énergie et le kurtosis reflétant le mieux l'état des roulements. Ainsi, A travers des tests de simulation, nous avons pu montrer, en employant le classificateur neuronal basé sur la DWPT, que l'ondelette **db6** avec une décomposition de **niveau 3** est la mieux appropriée au diagnostic et à la classification des défauts de roulements.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Du Q, Yang S (2007) Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings. *MechSyst Sig Process* 21:2634–2644
- [2] Hu Q, He Z, Zhang Z, Zi Y (2007) Fault diagnosis of rotating machinery based on improved wavelet package transform and SVMs ensemble. *Mech Syst Sig Process* 21: 668–705
- [3] Amarnath M, Sugumaran V, Kumar H (2013) Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree. *Measur J IntMeasur Confederation* 46(3):1250–1256
- [4] Muruganatham B, Sanjith M, Krishnakumar B, Murty SS (2013) Roller element bearing fault diagnosis using singular spectrum analysis. *MechSystSigProcess* 35:150–166
- [5] Li B, Chow M, Tipsuwan Y, Hung J (2000) Neural-network based motor rolling bearing fault diagnosis. *IEEE Trans Industr Electron* 47:1060–1069
- [6] Al-Raheem K, Abdul-Karem W (2010) Rolling bearing fault diagnostics using artificial neural networks based on laplace wavelet analysis. *Int J Eng Sci Technol* 2:278–290
- [7] Rai V, Mohanty A (2007) Bearing fault diagnosis using fft of intrinsic mode functions in hilbert-huang transform. *MechSyst Sig Process* 21:2607–2615
- [8] Keller J (2003) Vibration monitoring of UH-60A main transmission planetary carrier fault. U.S. ARMY AMCOM. Aviation Engineering Directorate.
- [9] Randall R, Antoni J, Chobsaard S (2000) A comparison of cyclostationary and envelope analysis in the diagnostics of rolling element bearings. In: *ICASSP'00 Proceedings of the Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 3882–3885
- [10] Zhang Y, Zuo H, Bai F (2013) Classification of fault location and performance degradation of a roller bearing. *Meas: J IntMeas Confederation* 46:1178–1189
- [11] Jiang L, Li B, Li X (2013) An improved HHT method and its application in fault diagnosis of roller bearing. *ApplMech Mater* 273:264–268
- [12] Lara O, Castejon C, Garcia-Prada J (2006) Bearing fault diagnosis based on neural network classification and wavelet transform. *WSEAS Trans Sig Process* 2(10):1371–1378
- [13] Adewusi SA (2001) Wavelet analysis of vibration signals of an overhang rotor with a propagating transverse crack. *J Sound Vib* 5:777–793
- [14] Baydar N, Ball A (2003) Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform. *MechSyst Sig Process* 17:787–804
- [15] Xiang J, Zhong Y, Chen X, He Z (2008) Crack detection in a shaft by combination of wavelet-based elements and genetic algorithm. *Int J Solids Struct* 17:4782–4795
- [16] Liu B, Ling S (1997) Machinery diagnostic based on wavelet packets. *J Vib Control* 3:5–17
- [17] Jian-Da Wu, Chiu-Hong Liu “An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network” 2008
- [18] Shen C, Wang D, Kong F, Tse P (2013) Fault diagnosis of rotating machinery based on the statistical parameters of wavelet packet paving and a generic support vector regressive classifier. *Meas J IntMeas Confederation* 46:1551–1564.

- [19] Schenk S A « vibrations équilibrage sur le site : Application à la maintenance industrielle ». Edition Schenk S A. 1994
- [20] G. Zwingelstein, " La maintenance basée sur la fiabilité" HERMES, Paris, 1996
- [21] Serge Dos Santos «COURS DE TRAITEMENT DU SIGNAL» Institut National des Sciences Appliquées Année 2013-2014
- [22] Arquès Philippe, « Diagnostic prédictif de l'état des machines », Edition Masson, Paris 1996.
- [23] AFNOR, "Surveillance des machines par analyse des vibrations ", Isbn: 2123090123, (1995).
- [24]. Jacky DUMAS & Bruno Bennevault "DEBUTER LA MESURE VIBRATOIRE" Version Février 2001
- [25] Gilles ZWINGELSTEIN, «Diagnostic des défaillances théorie et pratique pour les systèmes industriels», HERMES, paris, 1995
- [26] Bdirina El khansa «Diagnostic de défauts d'engrenage par l'analyse vibratoire» Thèse de Magistère en Génie électronique Option : Contrôle U M'sila 2006
- [27] D. Augeix. "Analyse vibratoire des machines tournantes". Les techniques de l'ingénieur, Vol. BM5145, 2001.
- [28] L.BERGOUGNOUX "conditionnement Electronique des Capteur" Polytech' Marseille – Département Mécanique Energétique 2ème Année SIIC
- [29] TOUAFEK Ishak « Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes(WT) » mémoire magister. Université Ferhat Abbas Sétif 2011
- [30] Saliou Diouf « contribution au diagnostic industriel de défauts de roulement et balourd par techniques neuronales » l'université Paris XII Val de Marne-Créteil-2007
- [31] Nabti Mohamed Tahar « Etude de l'évolution des indicateurs spectraux et cepstraux dans la détection des défauts mécaniques » mémoire magister. Université Ferhat Abbas Sétif 2011
- [32]. Mahgoun Hafida : « Analyse non stationnaire de signaux vibratoire dans la surveillance des machines et la prévention des défaillances » Thèse de doctorat de l'université Ferhat Abbas Sétif. 2013
- [33] revue mesures 754 avril 2003 « les roulements, des composants à surveille de près »
- [34] BOUZAOUIT Azzedine « INFLUENCE DE LA VIBRATION SUR LA DUREE DE VIE DES ROULEMENTS »Thèse Doctorat Badji Mokhtar-Annaba-2008
- [35] Chiementin Xavier thèse de doctorat en mécanique « Localisation et quantification des sources vibratoires dans le cadre d'une maintenance preventive conditionnelle en vue de fiabiliser le diagnostic et le suivi de l'endommagement des composants mécaniques tournants : application aux roulements à billes » octobre 2007.
- [36] Philippe ESTOCQ « Une approche méthodologique numérique et expérimentale d'aide à la détection et au suivi vibratoire de défauts d'écaillage de roulements à billes » Thèse Doctorat Universitie de Reims champagne ardenne-2004
- [37] B. Badri, M Thomas, S. Sassi « TALAF” AND “THIKAT” as innovative time domain indicators for tracking ball » Department of Mechanical Engineering, Quebec, H3C 1K3,
- [38] Bechir Badri « Caractérisation numérique et expérimental des défaut de roulements »

mémoire par articles Université QUÉBEC. 23 NOVEMBRE 2006

- [39] DJEBILI Omar « Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants » Thèse Doctorat Université Mhamed Bougara de Boumerdés 2013
- [40] Yu Wang « Wavelet Transform Based Feature Extraction for Ultrasonic Flaw Signal Classification » JOURNAL OF COMPUTERS, VOL. 9, NO. 3, MARCH 2014
- [41] Frédéric Truchetet « Ondelettes pour le signal numérique » Editions Hermes, Paris, 1998
- [42] J. Dumas : « L'analyse temps –fréquence, 01db-stell (group MVI technologies) » Février 2001.
- [43] H. Sharabty « Diagnostic de la somnolence d'un opérateur : Analyse des signaux physiologiques » Thèse de doctora , 2007. Université Paul Sabatier Toulouse III
- [44] Luong Hông « Etude de la méthode de la transformation en ondelette et l'application à la compression des images » 07-2005, pp.10-20
- [45] ABID Tarek « Analyse du signal ECG par les ondelettes » mémoire magister. Université Badji Mokhtar Annaba 2008
- [46] Michel Misiti , Yves Misiti, : « Les ondelettes et leurs applications ». Edition Hermes, Paris 2003
- [47] I. DAUBECHIES : Ten lectures on wavelets. SIAM, Philadelphia, PA, 1992. Society for Industrial and Applied Mathematics
- [48] K. Mori, N. Kasashima, T. Yoshioka, et Y. Ueno. « Prediction of spalling on a ball bearing by applying the discrete wavelet transform to vibration signals » Wear, Vol. 195, pp. 162168, 1996
- [49] TOUAFEK Ishak « Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes(WT) » mémoire magister. Université Ferhat Abbas Sétif 2011
- [50] C. Touzet « Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme ». Préface de Jeanny Hérault, EC2 éd. France. 1992.
- [51] Yacine OUSSAR « Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus » 07-1998 pp.30.
- [52] <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/>.
- [53] Harlisca, C.; Bouchareb, I.; Frosini, L.; Szabo, L., « Induction machine bearing faults detection based on artificial neural network » Computational Intelligence and Informatics (CINTI), 2013 IEEE 14th international Symposium on, 19-21 Nov. 2013.
- [54] Maria Gomez, Cristina and Juan Carlos « Incipient Fault Detection in Bearings Through the use of WPT Energy and Neural Networks »
- [55] Altmann J, Mathew J Multiple band pass autoregressive demodulation for rolling element bearing fault diagnosis. Mech Syst Signal Process, 15, 963-977, 2001.
- [56] Fan X, Zuo MJ, « Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform », Mech Syst Signal Process, 20, 966- 982, 2006.
- [57] Robert X. Gao l Ruqiang Yan « Wavelets .Theory and Applications for Manufacturing »
- [58] D. H. Pandya-S. H. Upadhyay-S. P. Harsha « Fault diagnosis of rolling element bearing by using multinomial logistic regression and wavelet packet transform »

- [59] Castejon C, Lara O, García-Prada J (2010) « Automated diagnosis of rolling bearings using MRA and neural networks » *Mech Syst Sig Process* 24:289–299
- [60] Lara O, Castejon C, Garcia-Prada J (2006) « Bearing fault diagnosis based on neural network classification and wavelet transform » *WSEAS Trans Sig Process* 2(10):1371–1378
- [61] Adewusi SA (2001) « Wavelet analysis of vibration signals of an overhang rotor with a propagating transverse crack » *J Sound Vib* 5:777–793